

室内跌倒检测算法研究

Research on Indoor Fall Detection Algorithm

张千坤, 陈任翔(中讯邮电咨询设计院有限公司, 北京 100048)

Zhang Qiankun, Chen Renxiang (China Information Technology Designing & Consulting Institute Co., Ltd., Beijing 100048, China)

摘要:

跌倒造成的危害被认为是老年人生活中主要的健康威胁之一, 由于Wi-Fi信号分布范围广且Wi-Fi设备造价低, 因此利用Wi-Fi信号进行跌倒检测的方法成为研究的热点。首先将从Wi-Fi设备中提取的信道状态信息(CSI)的幅值进行预处理, 消除环境噪声干扰以及频率选择性衰落的影响, 其次利用局部离群因子(LOF)检测算法判定是否有行为发生, 然后建立室内跌倒过程中无线信号传播模型, 并利用主成分分析(PCA)算法提取特征值, 最后利用支持向量机(SVM)对这些行为进行识别, 并使用随机森林(RF)分类算法提高识别的精度。

关键词:

智慧医疗; 行为识别; 信道状态信息; 跌倒检测

doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2022.08.011

文章编号: 1007-3043(2022)08-056-07

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

Harm caused by falling is considered to be one of the major health threats in old people's lives, due to the wide distribution of Wi-Fi signals and the low cost of Wi-Fi equipment, the fall detection method using Wi-Fi signals has become a research hot-spot. Firstly, the amplitude of the channel state information(CSI) extracted from the Wi-Fi device is preprocessed to eliminate the influence of environmental noise interference and frequency selective fading, then the local outlier factor (LOF) algorithm is used to determine whether there is a behavior, then a wireless signal propagation model during the indoor fall process is established, and it uses the principal component analysis (PCA) algorithm to extract the feature values, finally support vector machine (SVM) is used to identify these behaviors, and random forest (RF) classification algorithm is used to improve the recognition accuracy.

Keywords:

Smart medical; Activity recognition; Channel state information; Falling detection

引用格式: 张千坤, 陈任翔. 室内跌倒检测算法研究[J]. 邮电设计技术, 2022(8): 56-62.

1 概述

根据疾病控制和预防中心的统计数据, 65岁以上的老年人中每年有1/3由于跌倒造成伤害, 跌倒检测技术作为智慧医疗的关键技术之一也变得越来越重要。现有的跌倒检测(FD)系统可以分为4类: 环境设备、相机、可穿戴传感器和智能手机。由于环境设备需要事先植入特定的设备^[1]; 相机的FD系统价格比较昂贵, 且容易侵犯隐私^[2]; 可穿戴式传感器^[3]和智能手

机的FD系统^[4]都使用传感器来检测3个坐标轴上加速度或速度的变化, 对使用者而言相对较重, 携带不方便。因此, 研究一个高精度、低成本、使用方便的跌倒检测系统非常必要。

无线技术的飞速发展使得对老年人在室内环境下进行基于无线局域网(WLAN)的跌倒检测成为可能^[5-6], WLAN基础设施可以通过简单的部署来支持高精度、低成本的跌倒检测, 基于此, 本文研究利用CSI的幅值特性来判断当前时刻是否有行为发生, 然后建立基于室内跌倒状态的信号传播模型, 分析不同反射径信号的传播特性, 对比站立、坐下、行走这些行为和

收稿日期: 2022-06-20

跌倒行为发生时对信号产生干扰的区别,通过PCA算法对这些特征进行提取,最后结合SVM算法和RF算法对这些行为进行识别,从而检测出是否有跌倒行为的发生。

2 跌倒算法描述

本文提出的跌倒检测的系统框图如图1所示,主要包括3个部分:数据采集与预处理、CSI序列构建以及行为分类。数据采集与预处理主要分为采集CSI信息、补偿CSI信息选择性衰落以及加权移动平均去噪3个部分。CSI预处理中补偿CSI信息选择性衰落是因为信号的带宽大于室内环境下的相干带宽造成信号的幅值发生频率选择性衰落,需要对其进行补偿,加权移动平均去噪是为了移除多径环境对CSI的部分影响;CSI序列构建主要从已经去噪和补偿选择性衰落的CSI信息中获得CSI特征,主要分为2个部分,异常检测以及PCA因式分解;行为分类利用训练好的一类SVM分类器以及随机森林分类器对目标的行为进行分类,从而检测是否发生跌倒行为。

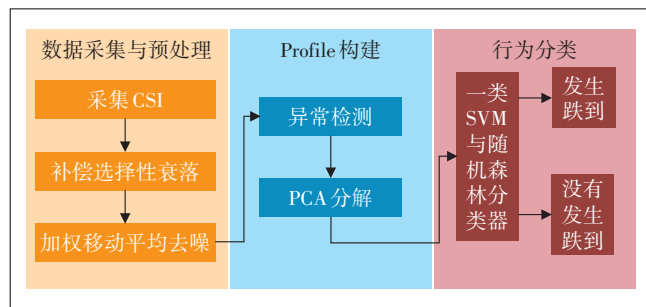


图1 跌倒检测算法系统方案流程图

2.1 CSI信号预处理

2.1.1 CSI信号分析

在室内环境中,由于存在障碍物,使得信号从发射机到达接收机不仅存在直射径,同时还存在由于墙壁、地面、天花板反射、绕射、散射的现象,如图2所示。而且通常情况下信道对单个信号的传播会带来3种影响,分别是信号的幅度衰减、信号的传播时延和信号的多径传播,根据上述信息可以建立以下的时变的信道模型:

$$h(\tau, t) = \sum_{i=1}^L a_i [\tau_i(t)] e^{-j2\pi f_0 \tau_i(t)} \delta[\tau - \tau_i(t)] \quad (1)$$

式中:

$h(\tau, t)$ ——信道在 t 时刻对 $t - \tau$ 时刻发出的脉冲的响应

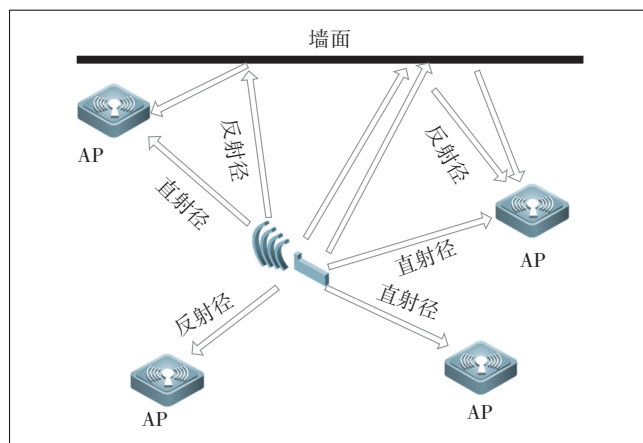


图2 多路径传播示意图

$a_i(t)$ ——第 i 条路径上的时变信号的衰减因子

$\tau_i(t)$ ——传播时延

f_0 ——多普勒频移。由于室内不存在高速移动,多普勒偏可以忽略不计

在IEEE 802.11等传输系统中,相干带宽远大于数据带宽,此时可以认为信道在数据传输过程中是不变的,因此式(1)可以简写为:

$$h(t) = \sum_{i=1}^L a_i \delta(t - \tau_i) \quad (2)$$

式中:

$h(t)$ ——信道在 t 时刻发送的脉冲响应

a_i ——第 i 条路径的信号衰减因子

τ_i ——第 i 条路径的传播延迟

对式(2)进行傅氏变换,得到:

$$H(f) = \sum_{i=1}^L a_i e^{-j2\pi f \tau_i} \quad (3)$$

式中:

$H(f)$ ——信道的频域特性,为多径信道的CFR

a_i ——第 i 条路径的信号衰减因子,即采集到的CSI的幅值 $|H(f)|$

τ_i ——第 i 条路径的传播延迟

f ——发送信号的频点

CSI信息就是在特定协议下对 $H(f)$ 进行采样得到的样本。

2.1.2 消除环境噪声

本文从Wi-Fi设备中可以采集到的CSI为 $N_{tx} \times N_{rx} \times 30$ 的数据,其中 N_{tx} 为发射机的天线数目, N_{rx} 为接收机的天线数目。以1T3R为例,采集到的数据可以表示为:

$$\begin{aligned} \text{CSI}^1 &= \{\text{CSI}^{1,1}, \text{CSI}^{1,2}, \dots, \text{CSI}^{1,30}\} \\ \text{CSI}^2 &= \{\text{CSI}^{2,1}, \text{CSI}^{2,2}, \dots, \text{CSI}^{2,30}\} \\ \text{CSI}^3 &= \{\text{CSI}^{3,1}, \text{CSI}^{3,2}, \dots, \text{CSI}^{3,30}\} \end{aligned} \quad (4)$$

式中:

CSI^{ij} ——第*i*条数据流的第*j*个子载波

在*t*时刻采集到的 CSI 数据的幅值可以表示为:

$$\text{CSI}_t = [\text{CSI}_t^{1,1}, \text{CSI}_t^{1,2}, \dots, \text{CSI}_t^{2,30}, \text{CSI}_t^{3,30}] \quad (5)$$

式中:

CSI_t ——在第*t*时刻采集到的 CSI 数据的幅值信息, 即 $|H(f, t)|$

CSI_t^{ij} ——在第*t*时刻第*i*条数据流的第*j*个子载波

在第*t*时刻将接收到的 CSI 数据按照下面的公式进行处理:

$$\text{CSI}_t = \frac{1}{m + (m-1) + \dots + 1} \times (m \times \text{CSI}_t + (m-1) \times \text{CSI}_{t-1} + \dots + 1 \times \text{CSI}_{t-m+1}) \quad (6)$$

其中, CSI_t 为经过处理以后的 CSI 数据, *m* 的取值决定了当前的 CSI 值与之前时刻的 CSI 值之间的相关程度。

2.1.3 补偿幅值衰落

由于 CSI 描述的是频域的信息, 表示的是多个子载波的信道频率响应, 当 2 个子载波之间的间隔大于相干带宽时, 这 2 个子载波之间在传播过程中的衰落是相互独立的, 会引起频率选择性衰落, 本文将每个数据包中的 30 个子载波都赋予不同的权值, 并对加权以后的 30 个子载波求均值, 得到一个有效的 CSI, 可以表示为:

$$|\text{CSI}^i| = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{f_j}{f_0} \times |\text{CSI}^{ij}| \quad (7)$$

式中:

f_j ——第*j*个子载波的编号

N——子载波的个数, *N*=30

f_0 ——信号的中心频率

$|\text{CSI}^i|$ ——第*i*个数据包的有效 CSI。由于本文只使用 CSI 的幅值信息, 因此在后面用 CSI^i 来表示 $|\text{CSI}^i|$

则第*t*时刻采集到的 CSI 的幅值可以表示为:

$$\text{CSIS}_t = [\text{CSI}_t^1, \text{CSI}_t^2, \text{CSI}_t^3] \quad (8)$$

2.2 局部离群因子检测行为

本文按照文献[7]的方法分别采集静止状态下和受干扰状态下的 CSI 幅值, 如图 3 所示。

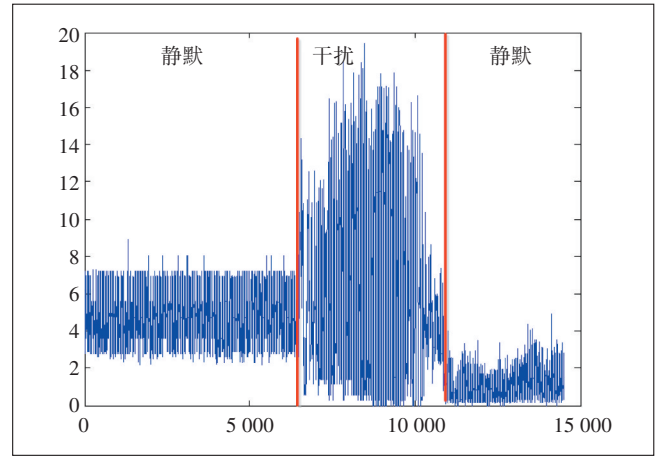


图3 静默与受干扰的 CSI 幅值

可以看出在静默环境下, CSI 的幅值相对平稳, 当有行为发生时, CSI 的幅值也会发生变化, 这段变化的 CSI 幅值数据可以称为异常 CSI 序列, 需要对这部分异常的序列进行提取用来判断跌倒检测。

对于给定的第*i*条数据流的 CSI 数据, $\text{CSI}^i = \{\text{CSI}_1^i, \text{CSI}_2^i, \dots, \text{CSI}_n^i\}$, 其近似概率密度函数可以表示为:

$$p(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_n(x - \text{CSI}_i^i) \quad (9)$$

式中:

n——CSI 数据的个数

$\delta(\cdot)$ ——核函数

然后根据文献[8], 计算局部密度为:

$$\text{lrd}(p) = \frac{1}{\sum_{o \in k(p)} \text{reach_dist}_k(p, o)} \quad (10)$$

式中:

$k(p)$ ——采样点*p*的*k*近邻点群

k——所选择的近邻点数目

$\text{reach_dist}_k(p, o)$ ——可到达性距离, 其计算公式为:

$\text{reach_dist}_k(p, o) = \max[k_distance(p), d(p, o)]$, 其中, $k_distance(p)$ 表示采样点*p*到达第*k*个近邻点的距离, $d(p, o)$ 表示从*p*到*o*的距离

局部离群因子可以表示为:

$$\text{LOF}(p) = \frac{\frac{1}{k} \sum_{o \in k(p)} \text{lrd}(o)}{\text{lrd}(p)} \quad (11)$$

本文首先计算静默环境下的 LOF, 然后计算给定 CSI 序列的局部离群因子 LOF, 和静默环境下的 LOF 进行对比, 选择局部异常因子较大的序列作为异常

CSI序列,并认为当前时刻CSI序列对应的行为是异常的,是由人的行为造成的。

2.3 行为的特征提取

2.3.1 室内信号传播模型

在典型的室内环境下,由于天花板、墙体、地面等的存在,发射接收链路中除了存在1条明显的直射路径,还存在多条反射路径,如图4所示。

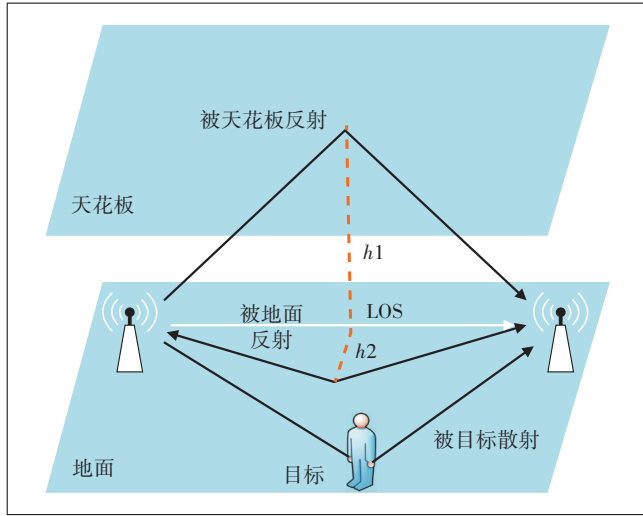


图4 室内信号传播路径

接收端的天线所接收的信号功率和其与发射端的发射天线之间的距离 d 的关系由以下Friis自由空间模型^[9]所决定:

$$P_{\text{los}}(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2} \quad (12)$$

式中:

P_t ——发射端所发射的信号功率

$P_{\text{los}}(d)$ ——接收端所接收的信号功率

G_r ——接收天线增益

G_t ——发送天线增益

λ ——信号的波长

d ——接收天线与发送天线之间的距离

当接收机与发射机放置在距离地面很近的位置时,来自于墙面的反射路径可以忽略不计^[10],此时接收端接收到的来自天花板与地面的信号功率可以分别表示^[11]:

$$P_{\text{ceiling}}(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 (d^2 + 4h_1^2)} \quad (13)$$

$$P_{\text{floor}}(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 (d^2 + 4h_2^2)} \quad (14)$$

其中, h_1 与 h_2 分别表示来自天花板与地面的反射径到直射路径的距离。

当目标出现在以上静态的室内环境中时,除了由于地面以及天花板造成的反射径以外,还会增加由于人体所造成的多条散射路径。依据雷达公式^[12],由目标引起的功率变化可表示为:

$$P_{\text{sca}}(r_1, r_2) = \sum_{h_i} \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 (r_1^2 + h_i^2)(r_2^2 + h_i^2)} \quad h_i \in (0, h] \quad (15)$$

式中:

$P_{\text{sca}}(r_1, r_2)$ ——由目标引起的功率变化值

r_1 与 r_2 ——垂直平面从发射端到目标的距离和从接收端到目标的距离

h_i ——信号经由目标发生散射时散射点的高度

h ——目标的高度

将直射路径以及来自天花板、地面、目标散射路径信号强度分别表示为 E_{los} 、 E_{ceiling} 、 E_{floor} 、 E_{sca} ,则接收端接收的信号总功率为:

$$P \propto |E_{\text{los}} + E_{\text{ceiling}} + E_{\text{floor}} + E_{\text{sca}}|^2 \quad (16)$$

由式(16)可知,接收到的信号的总功率是和 E_{los} 、 E_{ceiling} 、 E_{floor} 、 E_{sca} 成正比的,当目标跌倒时, E_{los} 、 E_{ceiling} 、 E_{floor} 由式(12)、(13)、(14)可知是保持不变的,因此接收端所接收的散射信号功率的变化可以表示为:

$$\Delta P_{\text{sca}} = \sum_{h_i} \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 (r_1^2 + h_i^2)(r_2^2 + h_i^2)} \quad h_i \in (h - \delta, h] \quad (17)$$

其中, δ 为由于人体的跌倒所造成的高度的减少量。当目标发生跌倒行为时, δ 会发生很大的变化, E_{sca} 与接收的信号总功率 P 也会发生很大的变化,由式(17)可知,除了跌倒以外,目标的其他行为也会造成信号总的能量发生变化,包括行走、坐下以及起立等行为。但是它们的变化情况与跌倒行为所造成的变化情况不同^[13],因此通过分类算法可以将这些特征很明显地区分开来。

2.3.2 CSI序列重构

本文补偿频率选择性衰落主要发生在判断行为阶段,将每个数据流的30个子载波合成1个子载波,但是这样会失去了CSI子载波所呈现出的频率分集特性,因此在特征提取阶段本文直接采用主成分分析法对原始的30个子载波进行处理,本文提取出的CSI数据为:

$$H = \begin{bmatrix} |H(f_1, 1)| & \cdots & |H(f_1, T)| \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ |H(f_{30}, 1)| & \cdots & |H(f_{30}, T)| \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中, T 表示这段行为动作持续时长为 T 。

采用主成分分析法(PCA)对 H 进行降维处理^[14], 得到降维后的矩阵为:

$$H_r = V^T \times H \quad (19)$$

其中 V 为特征向量矩阵, 本文提取第 2 到第 4 个主成分, 令 $V=[v_2, v_3, v_4]$, 将特征由原先的 30 维, 降到现在的 3 维。

2.3.3 特征提取

本文采用时域分析法^[15]从时域信号中提取出信号的特征矢量, 选择 7 个最常用的特征来刻画行为: 归一化标准差、信号强度偏移、运动时间、中值绝对偏差、四分位距、信号熵和信号变化的速度。当 CSI 数据受到人体行为的影响时, 不同的数据流呈现出不同的变化模式。为了能够体现空间分集的特性, 分别使用每个流的数据产生上述 7 个特征, 将这样特征结合起来作为分类算法的输入, 组合得到的特征可以表示由行为引起的 CSI 信号变化的综合特性。

2.4 行为分类

在提取完信道状态信息 CSI 的特征之后, 本文将采用分类器对目标的行为进行分类。本文采用一类支持向量机(One-Class SVM)^[16]的分类器来进行分类。给定训练样本集合为 $D = \{x_i\}, x_i \in R^N, 1 \leq i \leq n$, 存在一个从原样本空间 R^N 到无线维空间 χ 的映射 ϕ , 该映射满足 $\phi(x_i) \in \chi$, 此时的目标是训练一个二值分类器, 使得包含在该分类器边界内部的样本点类别记作“+1”, 而位于该分类器边界外部的样本点类别记作“-1”。该分类的模型为:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi_i} & \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{vn} \sum_{i=1}^n \xi_i - b \right) \\ \text{s.t. } & [w \times \phi(x_i)] \geq b - \xi_i \quad \xi_i \geq 0 \quad \forall i \end{aligned} \quad (20)$$

因此得到的分类函数 $f(x)$ 为:

$$f(x) = \text{sgn}(\omega \times \Phi(x) - b) \quad (21)$$

虽然仅使用一类 SVM 分类器可以将跌倒行为从其余人体行为中区分出来, 但是在多径丰富的室内环境下, 跌倒行为的识别准确率无法到达要求。因此本文将采用随机森林(RF)^[17]的分类模型作为第 2 种分类器, 来进一步提升得到跌倒检测的准确率。

本文首先利用所采集的数据集拟合一个随机森林。在该过程中记录每个样本的袋外错误 E_{before} , 即在构建随机森林中的决策树时, 每个样本数据作为测试数据时被分类错误的次数, 并且对该错误进行平均。之后将第 j 个特征从数据集中剔除, 拟合一个随机森林, 记录此时每个样本的袋外错误 E_{after} 。接着对 2 个袋外错误 E_{before} 和 E_{after} 进行平均, 得到第 j 个特征的重要程度分数。最后对所有特征的重要程度分数进行归一化操作。在检测过程中, 具有较大重要程度分数的特征比具有较小重要程度分数的特征更重要。通过将所挑选的特征对应的重要程度分数与训练得到的特征重要程度分数进行比较, 将跌倒行为从其余行为中区分出来, 从而提高跌倒检测精度。

3 实验结果

本文采用 Intel 5300 网卡^[18]来采集 CSI 信息, 采用 1 发 3 收的方式。

本文的试验场景是在一个封闭的环境中, 测试包括 1 台发射机和 1 台接收机, 其中发射机与接收机之间的距离为 9 m, 测试环境为 6 m×10.5 m 的会议室, 该环境为典型的室内环境, 分为视距环境以及非视距环境, 发射机与接收机距离地面的高度为 1.5 m, 分别采集了老人在室内环境下比较常用的 4 种行为, 即行走、坐下、站立、跌倒。本文设置接收端接收数据的频率为 10 000 Hz 即每秒采集 100 个数据包, 每种行为采集 50 组数据, 总共 200 组数据。以行走为例, 首先目标保持静止一段时间, 然后开始移动, 移动一段时间后继续保持静止, 然后再发生移动, 得到的结果如图 5 所示。

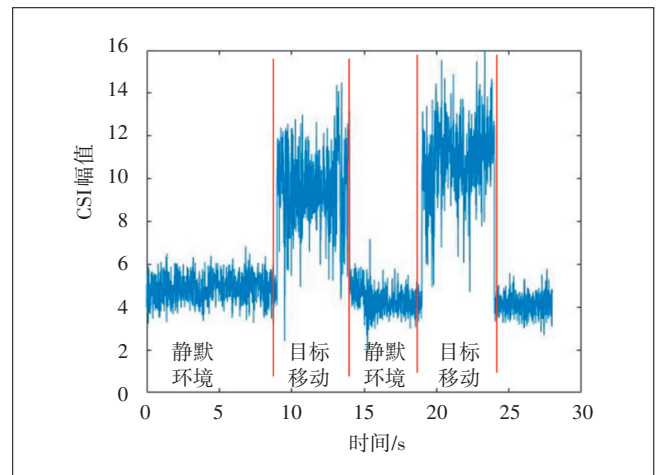


图5 静止与移动时 CSI 幅值的变化

从图5中可以很明显地看出当目标移动机发生行为时, CSI的幅值相比静默环境下发生了很明显的变化。

本文在距接收机1.5 m、2 m、2.5 m、3 m的地方分别测试LOF算法对行为检测的性能, 每个距离选择4个位置总共32个位置。在测试行为前后分别有一段静止的时间, 以1.5 m为例, 当目标在距离接收机1.5 m处发生行为时, LOF会发生很明显的变化, 如图6所示。

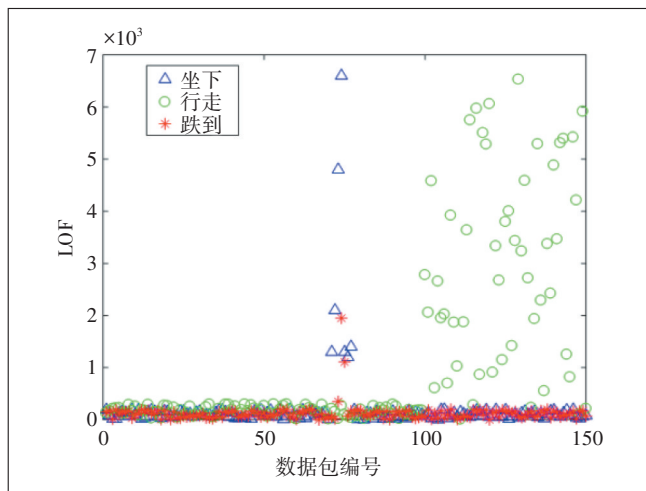


图6 几种行为的LOF值

从图6中可以看出相比其他几种行为, 行走行为会使LOF值发生更明显的变化, 这是由于目标一直在行走导致目标的位置不断地发生变化, 因此相比其他2种行为来说, 行走行为更容易被检测出来。

本文在室内环境下选择8个位置进行测试来验证行为识别算法, 如图7所示。

将8个位置分成2组进行实验, 1/2/3/4为一组, 5/6/7/8为一组。从图6中可以看出目标在行走时LOF

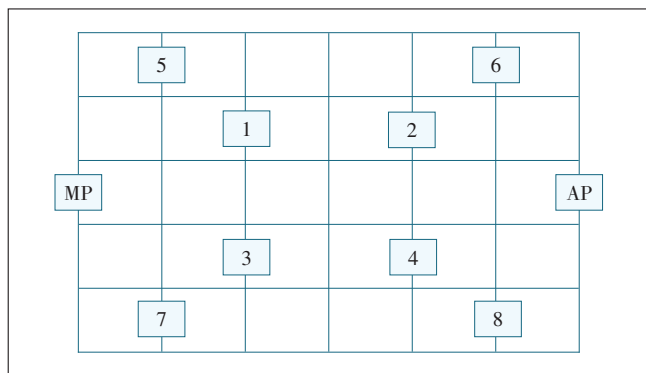


图7 选择的检测点

值变化很明显, 因此可以直接对行走行为进行识别, 除此之外还要识别坐下、起立、跌倒3个行为。通过混淆矩阵来对试验结果进行评估, 混淆矩阵中的每一列代表的是每一个类的实际的预测情况, 而每一行之和为1代表的是每一类的总的个数。如果用 D_{ij} 表示第 i 行第 j 列单元格, 则 P_{ij} 表示的是第 i 个类被划分到第 j 个类的概率。图8和图9分别是第1组(1/2/3/4位置)和第2组(5/6/7/8位置)的混淆矩阵。

跌倒	0.98	0.02	0.00
坐下	0.05	0.95	0.00
起立	0.00	0.01	0.99
	跌倒	坐下	起立

图8 第1组数据混合矩阵

跌倒	0.93	0.07	0.00
坐下	0.06	0.94	0.00
起立	0.00	0.01	0.99
	跌倒	坐下	起立

图9 第2组数据混合矩阵

从图8和图9可以看出: 在第1组中识别跌倒的概率为0.98, 识别为坐下的概率为0.95, 识别为起立的概率为0.99, 在第2组中识别为跌倒的概率为0.93, 识别为坐下的概率为0.94, 识别为起立的概率为0.99, 因此目标离发射接收链路越近, 则识别率越高。

为了检测算法的稳定性, 将发射接收链路之间使用障碍物进行遮挡, 分别在LOS环境以及NLOS环境进行测试, 得到的结果如图10所示。

从图10中可以看出, 当发射接收链路之间有障碍物遮挡时, 在LOS环境以及NLOS环境下跌倒行为的

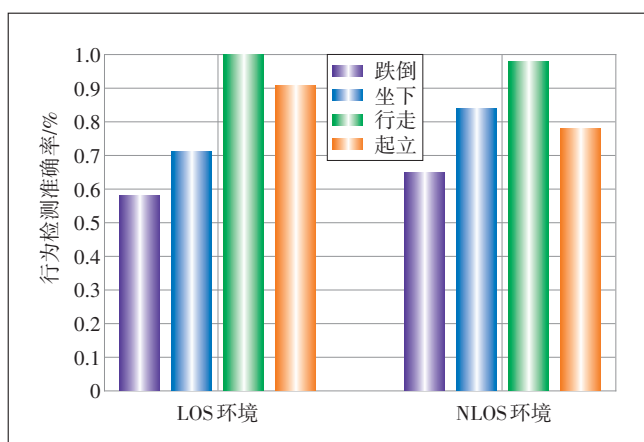


图10 4种行为检测的准确性

检测率降低到了60%左右。由于在室内环境下,发射机与接收机在布置时会尽可能地使发射接收链路不会被遮挡,因此本文的算法在室内环境下依然适用。

4 结论

本文以Wi-Fi信号中的信道状态信息为研究基础,针对当前跌倒检测系统中存在的问题,设计了一种跌倒检测算法,主要利用LOF算法结合CSI的幅值特性来判断当前时刻是否有行为发生,在检测到目标有行为发生以后,利用PCA算法对子载波进行降维处理减少复杂度,并介绍特征提取的方法来完成对目标特征的提取,然后采用随机森林与SVM结合的方法对行为进行识别,提高跌倒检测的精度。下一步将优化信号传播模型,将多目标加入模型,并结合MIMO技术来完成多目标的跌倒检测。

参考文献:

- [1] RIMMINEN H, LINDSTRÖM J, LINNAVUO M, et al. Detection of falls among the elderly by a floor sensor using the electric near field [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2010, 14(6): 1475-1476.
- [2] FOROUGHI H, ASKI B S, POURREZA H. Intelligent video surveillance for monitoring fall detection of elderly in home environments [C]//2008 11th International Conference on Computer and Information Technology. Khulna, Bangladesh: IEEE, 2008: 219-224.
- [3] BIANCHI F, REDMOND S J, NARAYANAN M R, et al. Barometric pressure and triaxial accelerometry-based falls event detection [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2010, 18(6): 619-627.
- [4] DAI J P, BAI X L, YANG Z M, et al. PerFallD: a pervasive fall detection system using mobile phones [C]//2010 8th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops

(PERCOM Workshops). Mannheim, Germany: IEEE, 2010: 292-297.

- [5] ADIB F, KATABI D. See through walls with Wi-Fi! [C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2013 conference on SIGCOMM. Hong Kong, China, 2013: 75-86.
- [6] PU Q F, GUPTA S, GOLLA KOTA S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals [C]//Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing & Networking. Miami, Florida, USA, 2013: 27-38.
- [7] 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.
- [8] BREUNIG M M, KRIEGER H P, NG R T, et al. LOF: identifying density-based local outliers [J]. ACM SIGMOD Record, 2000, 29(2): 93-104.
- [9] 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.
- [10] HAN C M, WU K S, WANG Y X. WiFall: device-free fall detection by wireless networks [C]//IEEE INFOCOM 2014-IEEE Conference on Computer Communications. Toronto, ON, Canada: IEEE, 2014: 271-279.
- [11] ZHANG D, MA J, CHEN Q B, et al. An RF-based system for tracking transceiver-free objects [C]//Fifth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom'07). White Plains, NY, USA: IEEE, 2007: 135-144.
- [12] POZAR D M. Microwave engineering [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006.
- [13] 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.
- [14] 方旂, 毕大平, 潘继飞, 等. 基于主成分分析的雷达行为状态聚类分析方法 [J]. 探测与控制学报, 2020, 42(2): 112-118.
- [15] 薛洋. 基于单个加速度传感器的人体运动模式识别 [D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
- [16] 奉国和. SVM分类核函数及参数选择比较 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 123-124, 128.
- [17] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述 [J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.
- [18] 田增山, 未平, 李泽, 等. 基于Wi-Fi的室内实时角度定位算法 [J]. 电子学报, 2021, 49(2): 408-416.

作者简介:

张千坤, 助理工程师, 硕士, 主要从事移动增值业务相关咨询设计工作; 陈任翔, 高级工程师, 主要从事移动增值业务相关咨询设计工作。

