

一种基于 CSI 相位差的手势识别方法

王拥军, 马维华

(南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 211106)

摘要:随着人机交互(HCI)技术的发展,人体行为的感知和分析成为实现更高层次人机交互的重要一环,尤其是实现与位置无关的手势识别。针对目前基于信道状态信息(channel state information, CSI)的手势识别方法局限于中心链路的问题,提出基于 CSI 相位差的手势识别方法,充分利用多径效应和空间多样性,识别中心链路和非中心链路上的微弱手势信号。由于 CSI 相位受时钟不同步和硬件缺陷的影响无法反映环境的变化,采用线性变换算法对其进行校准,并借助 MIMO (multiple-input multiple-output) 技术获得相位差。在此基础上,利用 Hampel 滤波器和 Savitzky-Golay 滤波器滤除异常点和环境噪声。由于频率多样性,根据平均绝对偏差(MAD)选择变化最大的子载波,之后利用动态时间规整(DTW)算法对手势进行分类。实验结果表明,该方法能有效识别中心链路和非中心链路上的微弱手势信号,实现了与位置无关的识别;在中心链路和非中心链路上分别以 90% 和 86.5% 的准确率识别 6 种手势,所需样本量小,识别时间短。

关键词:与位置无关;信道状态信息;手势识别;相位差;动态时间规整

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)04-0014-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.04.003

A Gesture Recognition Method Based on CSI Phase Difference

WANG Yong-jun, MA Wei-hua

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 211106, China)

Abstract: With the development of human-computer interaction (HCI) technology, the perception and analysis of human behavior has become an important part of achieving higher-level human-computer interaction, especially the realization of position-independent gesture recognition. Aiming at the problem that the current gesture recognition method based on channel state information (CSI) is limited to the central link, we propose a gesture recognition method based on CSI phase difference, which makes full use of multipath effects and spatial diversity to identify the weak gesture signal on a central link and non-central link. Since the raw CSI phase cannot reflect the environment change due to the clock is out-of-synchronization and hardware defects, it is calibrated by a linear transform algorithm and the phase difference is obtained by means of MIMO technique. Based on this, the Hampel filter and the Savitzky-Golay filter are used to filter out abnormal points and environmental noise. Due to the frequency diversity, the subcarrier that has maximum change is selected according to the mean absolute deviation (MAD), and then the gestures are classified by the dynamic time warping (DTW) algorithm. The experiment shows that the proposed method can effectively identify weak gesture signals on the central link and non-central link, and achieve position-independent recognition. It can recognize six gestures with 90% and 86.5% accuracy on the central link and non-central link respectively, with small required sample size and short recognition time.

Key words: position-independent; channel state information; gesture recognition; phase difference; DTW

0 引言

手势识别是实现人机交互的重要方式。相比于传统的鼠标、键盘等外围设备,手势识别以一种更便捷的方式实现用户与机器的交互。传统基于红外线的手势识别方法由于视距、温度等因素不利于部署。近年来,随着深度学习的发展,基于计算机视觉的识别方法在

准确率和稳定性方面得到大幅度提升^[1-2],但其易受光照条件和视距的限制,且计算量和功耗较大。而基于专用传感器^[3]的识别方法在便携性和性价比方面体验不佳。基于 Wi-Fi 信号的无接触式手势识别方法相比于传统的手势识别方法,其拥有完善的 Wi-Fi 基础设施,且不受视距、光照条件和温度等的限制,易

收稿日期: 2019-06-03

修回日期: 2019-10-11

网络出版时间: 2019-12-18

基金项目: 辽宁省新能源计划项目(1015-KFA18792)

作者简介: 王拥军(1993-),男,硕士,CCF 会员(B7781G),研究方向为嵌入式系统及应用;马维华,教授,研究方向为嵌入式系统及应用。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.tp.20191218.1115.066.html>

于部署,在普适性方面拥有得天独厚的优势。但是目前基于 Wi-Fi 信号的手势识别研究大多是建立在发射端和接收端的中心链路上,很难检测到距离中心链路较远的微弱手势信号。但是为了实现与位置无关的识别,微弱信号检测显得尤为重要。

1 相关工作

2013 年 Pu 等人提出基于无线信号的手势识别系统 WiSee^[4]。其利用 USRP 采集人体手势运动产生的多普勒频移,能够以 94% 的准确率识别推、拉和画圆等 9 种手势。但 USRP 本身属于专用设备,价格昂贵,难以商用部署。2015 年 Abdelnasser 等人提出基于 RSS 信号变化的手势识别系统 WiGest^[5],通过分析 RSS 信号的上升沿、下降沿的变化进行识别。在单 AP 接入和三 AP 接入时准确率分别为 87.5% 和 96%。随后, WiFinger^[6] 提出基于主要成分的手势固有特征提取方法,以此消除由于个体差异和手势不连贯导致的变化不一致,并通过多径抑制和小波变换去除环境噪声,准确率达到 93%。Zhang 等人基于 NI 的软件无线电 (SDR) 平台提出 Mudra 手势识别系统^[7]。Mudra 借助接收端两根天线的信号差异进行干扰消除,实现与位置无关的手势识别。Mudra 在不需要训练的情况下准确率达到 96%,但是其要求接收天线的距离在 10 cm 以上才能达到较高的识别准确率。

上述工作大多是选取信号强度 (RSSI 或者 CSI 振幅) 作为基信号,在发射端和接收端的中心链路上检测手势动作。但是在实际应用中,手势的位置是实时变化的。当用户距离发射端和接收端的中心链路较远时,由于路径损耗等因素,接收到的信号强度变化已经很小,难以准确反映手势的变化。因此,需要一种用于非中心链路上微弱手势信号的检测方法,从而实现与位置无关的识别。通过观察发现 CSI 相位信息同样携带丰富的环境信息,在微弱信号检测方面优于信号强度,具体表现在更高的灵敏度和更远的识别距离。

综上所述,文中通过 CSI 相位的变化识别非中心链路上的微弱手势信号。同时,借助 MIMO 技术获得接收端两根天线上的相位差,充分利用空间多样性。

2 基于 CSI 相位差的手势识别方法

2.1 多径效应

支持 IEEE 802.11n/ac 标准的 Wi-Fi 设备大多是由多根发射天线和接收天线组成的 MIMO 系统。收发天线之间的信道被划分成多个正交的子信道,每个子信道用一个子载波进行调制,即正交频分复用调制 (OFDM)。无线信道的状态包括传输时延、振幅衰减和相位偏移等,可以通过一个复数矩阵来量化,即

CSI。CSI 在频域内可以建模成每个子载波的信道频率响应 (channel frequency response, CFR):

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

其中, \mathbf{x} 表示发射信号向量, \mathbf{y} 表示接收信号向量, \mathbf{H} 表示信道矩阵, \mathbf{n} 表示噪声向量。CSI 就是对信道矩阵 \mathbf{H} 的估计。根据式 (1), \mathbf{H} 可以通过式 (2) 进行估计:

$$\hat{\mathbf{H}} = \frac{\mathbf{y}}{\mathbf{x}} \quad (2)$$

在室内多径环境,无线信号经过多条传播路径到达接收天线,第 i 个子载波的 CSI 由式 (3) 定义:

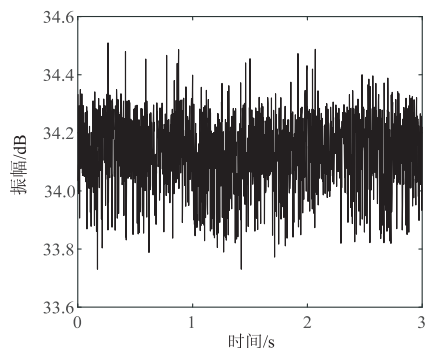
$$h_i = \sum_{n=1}^N |h_n| e^{j2\pi f_i \tau_n} \quad (3)$$

其中, N 表示传播路径的数量, $|h_n|$ 表示第 n 条路径的振幅衰减, f_i 表示第 i 个子载波的中心频率, τ_n 表示第 n 条路径的传播时延。通过逆傅里叶变换 (IFFT) 将频域 CSI 变换到时域获得功率延迟谱 (power delay profile, PDP):

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i) \quad (4)$$

其中, N 表示路径总数, a_i 、 θ_i 和 τ_i 分别表示第 i 条路径的时域振幅、相位和时延, $\delta(\tau)$ 表示狄拉克函数。PDP 刻画了接收信号经过多径传播后的信号强度^[8]。

多径效应扩大了感知范围。但是,目前的手势识别方法多是将多径效应视为干扰加以抑制。文献[9-10]通过 IFFT 将频域 CSI 变换到时域,获取功率延迟谱,进而去除传播时延较长的路径,以此消除非中心链路上人体活动的干扰。采取多径抑制的原因在于非中心链路上的人体走动等活动会引起 CSI 信号强度的显著变化,干扰中心链路上的手势识别。当用户距离中心链路较远时,手势引起的信号强度变化非常微弱,已经无法准确反映手势的变化。图 1(a) 显示了画圆手势在距离中心链路 5 米处 CSI 振幅的变化情况。从图中可以看出手势引起的振幅变化非常微小。在这种情况下,手势特征的提取变得非常困难,即使提取出来也会使得识别准确率大幅度降低。但是在同样的距离相



(a) 振幅

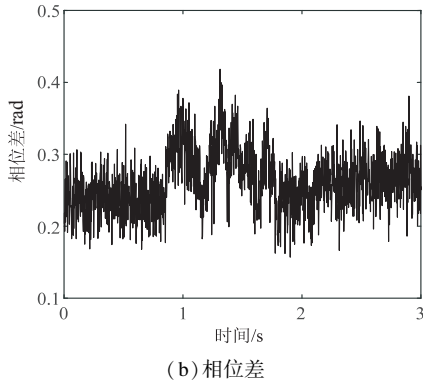


图 1 距离中心链路 5 米画圆手势的变化情况

位差依然可以检测到手势的变化。根据式(3), 每个子载波的 CSI 可以简化成 $a + b \cdot j$ 的复数形式, 其中 $|h| = (a^2 + b^2)^{1/2}$, $\theta = \text{angle}(b/a)$, $\theta \in [-\pi, \pi]$, $\text{angle}(x)$ 函数用于计算相位角。当 a, b 两项随着传播距离减小时, $|h|$ 会随之减小, 而 θ 的变化则取决于 a, b 两项的相对大小。相位差变化如图 1(b) 所示。

2.2 相位校准

时钟不同步和硬件上的缺陷导致从商用 Wi-Fi 设备上采集到的 CSI 相位存在误差, 在 ADC 采样、包检测和采样频率偏移矫正阶段分别会引入采样频率偏移(SFO)、包检测延迟(PDD)和中心频率偏移(CFO)三项误差^[11]。上述的误差在原始 CSI 数据上表现为相位在 $[-\pi, \pi]$ 的均匀分布。相位的均匀分布使得其无法正确反映周围环境的变化。文献[12]根据同一张无线网卡具有相同的时钟和下采样频率, 直接将两根接收端天线上的原始 CSI 相位相减获得相位差, 以达到消除随机误差的目的。但是在 5 GHz 信道, Intel 5300 网卡存在四路相位模糊, Atheros 系列网卡存在两路相位模糊^[11]。虽然文献[12]利用聚类方法消除该相位模糊, 但该方法具有随机性。

接收端测量到的第 m 个子载波的相位 $\hat{\varphi}_m$ 可以表示为:

$$\hat{\varphi}_m = \varphi_m - 2\pi \frac{k_m}{N} \delta + \beta + Z \quad (5)$$

其中, φ_m 表示相位真实值, δ 表示时间偏移, β 表示未知的相位偏移, Z 表示测量噪声, 通常是高斯白噪声, k_m 表示子载波索引(40 MHz 带宽下为 $[-58, -57, \dots, -3, -2, 2, 3, \dots, 58]$, 共 114 个子载波), N 表示 FFT 点数。图 2 显示了未经校准的测量相位 $\hat{\varphi}_m$ 在 $[-\pi, \pi]$ 的分布。

式(5)表明, 测量相位 $\hat{\varphi}_m$ 的均匀变化来源于 δ, β 和 Z 三项。但是由于无法准确测量 δ, β 和 Z 的大小, 因此无法得出准确的相位值。其中, 测量噪声 Z 很小, 可以忽略不计。而 δ 和 β 两项误差可以通过将测量相位的斜率和均值置零, 使得每次测量时这两项误差保

持为常数, 从而能够反映手势引起的相位变化, 具体算法步骤如下:

步骤 1: 对每一组 114 个子载波的相位进行解缠绕, 获得连续变化的相位。对每一个子载波的相位 $\hat{\varphi}_{m+1}$ 使用式(6)进行判断:

$$\hat{\varphi}_{m+1} = \begin{cases} \hat{\varphi}_{m+1} - 2\pi, & \hat{\varphi}_{m+1} - \hat{\varphi}_m \geq \pi \\ \hat{\varphi}_{m+1} + 2\pi, & \hat{\varphi}_{m+1} - \hat{\varphi}_m \leq -\pi \\ \hat{\varphi}_{m+1}, & -\pi \leq \hat{\varphi}_{m+1} - \hat{\varphi}_m \leq \pi \end{cases} \quad (6)$$

步骤 2: 定义两个系数 a 和 b , 分别表示测量相位的斜率和均值, 如式(7)和式(8):

$$a = \frac{\hat{\varphi}_n - \hat{\varphi}_1}{k_n - k_1} = \frac{\varphi_n - \varphi_1}{k_n - k_1} - \frac{2\pi}{N} \delta \quad (7)$$

$$b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_j = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \varphi_j - \frac{2\pi}{nN} \sum_{j=1}^n k_j + \beta \quad (8)$$

在 40 MHz 带宽下, $n = 114$ 。由于子载波索引是对称的, $\sum_{j=1}^n k_j = 0$, 因此 $b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \varphi_j + \beta$ 。

步骤 3: 令 $\widetilde{\varphi}_m = \hat{\varphi}_m - ak_m - b$, 得:

$$\widetilde{\varphi}_m = \varphi_m - \frac{\varphi_n - \varphi_1}{k_n - k_1} k_m - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \varphi_j \quad (9)$$

式(9)消除了 δ 和 β 误差, 校准后的相位如图 2 所示。根据文献[13], 相位差的方差为单根天线上相位方差的总和, 即:

$$\sigma_{\Delta \widetilde{\varphi}_m}^2 = \sigma_{\Delta \widetilde{\varphi}_{m,2}}^2 + \sigma_{\Delta \widetilde{\varphi}_{m,1}}^2 \quad (10)$$

因此, 通过两根天线的相位差可以充分利用空间多样性, 避免了天线的选择。在相位校准后, 将接收端两根天线的相位相减, 获得相位差。

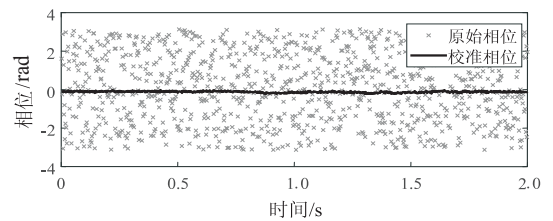


图 2 原始相位与校准相位

2.3 原始相位差去噪

CSI 原始相位差同样受到环境噪声的干扰。文中首先利用 Hampel 滤波器剔除异常点。由于环境噪声具有比较大的随机性, 会影响最后的结果, 在剔除异常点后采用 Savitzky-Golay 滤波器进一步滤除环境噪声。Savitzky-Golay 滤波器是一种基于局部多项式最小二乘法拟合的滤波器, 用于数据的平滑滤波, 其最大的优点在于滤除环境噪声的同时保持信号的形状不变。从图 3 可以看出, Hampel 滤波器和 Savitzky-Golay 滤波器起到了很好的滤波效果, 大部分异常点和环境噪声均被滤除, 同时手势引起的变化很好地保留了下来。

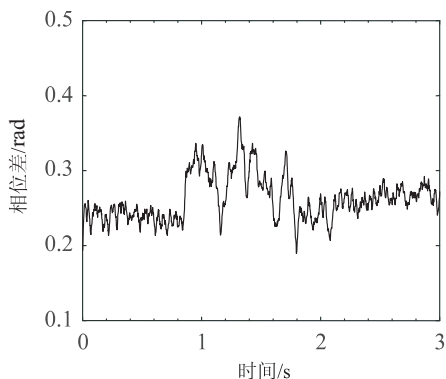


图3 对图1(b)滤波后的相位差

2.4 关键子载波选择

由于频率多样性,相同传播路径下不同子载波产生的相位偏移不同。根据 $\varphi = 2\pi ft$ 可知,中心频率越大的子载波在相同传播路径下具有更大的相位偏移,有利于识别距离较远的微弱手势。但是根据式(5),中心频率大的子载波受到时间偏移项 δ 的影响也越大。文中利用平均绝对偏差(mean absolute deviation, MAD)来衡量不同子载波对手势的敏感程度。平均绝对偏差描述了样本点的离散程度,MAD值越大的子载波变化越大,能够反映更微弱的手势变化。图4显示了不同子载波对应的MAD值。从图中可以看出子载波索引较大的子载波变化更大。

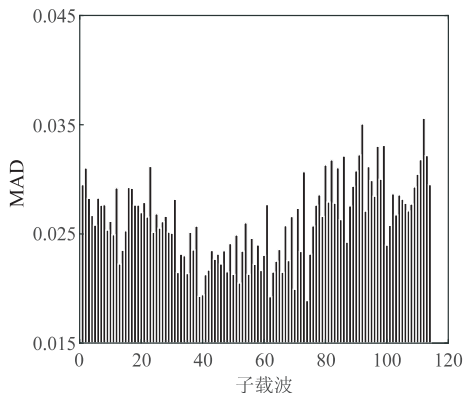


图4 不同子载波的MAD值

2.5 手势模式匹配

在进行手势模式匹配之前,首先需要对采集到的时间序列进行分割。在无手势动作时,相位差值保持在一个恒定值。有手势动作时,相位差值突然增大或减小,因此文中采用基于方差的滑动窗口进行分割。在静止状态,滑动窗内的方差很小,基本为零。在有手势动作时,滑动窗内的方差突然增大,当超过设定阈值时,将该滑动窗标记为起始帧。当滑动窗内的方差突然减小,并在连续一段时间内低于设定阈值,则将方差突然减小的滑动窗标记为结束帧。

不同的手势会产生不同的相位差模式。同时,在不同时刻或者不同用户做同一个手势的速度或幅度可能都会有所差别,导致同一个手势动作产生的模式有

所偏差。因此文中利用动态时间规整(DTW)算法计算分割后的待分类手势与手势模板的最小欧氏距离,从而实现手势动作的匹配与分类。假设有两段长度分别为 m 和 n 的手势序列 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_m)$ 和 $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$,其中 Q 为数据库中存储的经过标记的手势, C 为待匹配手势,匹配过程如下:

步骤1:构造 $m \times n$ 的距离矩阵 D_{mn} ,距离矩阵的每个元素 d_{ij} 为 q_i 和 c_j 的欧氏距离,通过式(11)计算:

$$d_{ij} = (q_i - c_j)^2 \quad (11)$$

其中, $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 。

步骤2:从 d_{11} 开始,根据动态规划求解规整路径,得出最短的累计距离,即两段手势的最大相似度。

步骤3:重复步骤1和2,直到遍历所有的手势模板,将最小的累计距离对应的手势标记作为分类结果。

通过以上三个步骤,可以实现不同手势的匹配和分类,并且无需训练,节省了采集大量样本的时间。

3 实验与分析

3.1 实验设计

目前,CSI可以通过修改无线网卡的固件程序^[14]或者驱动来获取。2015年,Xie等人发布了基于Atheros网卡的CSI获取工具:Atheros-CSI-Tool^[15]。Atheros-CSI-Tool通过修改底层的网卡驱动获取CSI,无需修改网卡的固件程序。在20 MHz和40 MHz带宽下,利用Atheros-CSI-Tool分别可以获得 $N_r \times N_c \times 56$ 和 $N_r \times N_c \times 114$ 个子载波的CSI,其中 N_r 表示接收天线数量, N_c 表示发送天线数量。实验采用两台Net Gear WNDR4300V1家用路由器分别作为发射端和接收端。因此文中采用Atheros-CSI-Tool Openwrt版本采集数据。接收端将采集的原始CSI数据通过socket发送给PC。PC实时解析数据,并对数据进行处理。两台路由器均安装了Atheros-CSI-Tool,并分别工作在Injector和Monitor模式下。相比于传统的AP模式,路由器的Injector和Monitor模式有更多的传输参数可以设置,如发包速率、调制编码方式(MCS)和使用的天线数量。在实验中,设置发射端使用一根天线,接收端使用两根天线,发射端和接收端工作在5 GHz频段,信道带宽40 MHz。发射端以3 ms/包的速率注入数据包,接收端每次接收到 $1 \times 2 \times 114$ 个子载波的振幅和相位信息。

手势定义:实验定义了上挥(Up)、下挥(Down)、左挥(Left)、右挥(Right)、顺时针画圆(Circle)、逆时针画圆(Circle-wise)六个日常手势。

实验环境:选择了具有丰富多径的室内作为实验环境,如图5所示。发射端和接收端相距两米摆放,用户分别在发射端和接收端连线的A点和距离A点

5 米的 B 点做六种定义的手势,其中 A 点表示发射端和接收端的中心链路,B 点表示非中心链路。

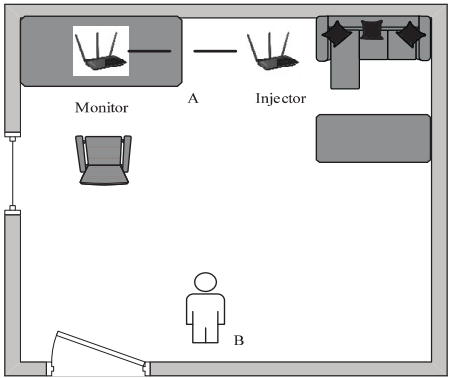


图 5 实验环境

3.2 实验分析

3.2.1 系统性能评估

采用混淆矩阵(confusion matrix)来评估系统的总体性能。混淆矩阵每一行的标签表示用户实际手势,每一列的标签表示系统对应的分类结果,矩阵每一个元素表示系统判断为该类手势的概率。

Up	0.89	0.02	0.02	0.06	0.00	0.00
Down	0.02	0.87	0.07	0.04	0.00	0.00
Left	0.02	0.06	0.90	0.02	0.00	0.00
Right	0.06	0.02	0.04	0.88	0.00	0.00
Circle	0.00	0.00	0.00	0.00	0.95	0.05
Circle-wise	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.93
	Up	Down	Left	Right	Circle	Circle-wise

(a) A 点

Up	0.85	0.04	0.02	0.09	0.00	0.00
Down	0.02	0.87	0.07	0.04	0.00	0.00
Left	0.04	0.08	0.85	0.02	0.00	0.00
Right	0.06	0.06	0.04	0.84	0.00	0.00
Circle	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.10
Circle-wise	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.88
	Up	Down	Left	Right	Circle	Circle-wise

(b) B 点

图 6 识别结果的混淆矩阵

图 6(a) 和 (b) 分别显示了中心链路和非中心链路上的识别结果。在两个位置系统分别达到了 90%

和 86.5% 的平均识别准确率。两个位置的准确率分布大致相同。上下左右四个手势之间有一定的误判率,原因在于四个手势的运动幅度均较小,持续时间较短,相同手势之间存在的差异性会导致误判。而画圆手势的运动路径明显长于前面四个手势,持续时间更长,因此不会与前面四个手势产生误判,具有更高的识别准确率,在两个位置分别达到了 94% 和 89%。在非中心链路上整体的识别准确率下降了 3.5%,原因在于随着距离的增加,手势引起的变化总体上变小了,导致分割不准确,引入了更多与手势不相关的成分,从而导致匹配结果不准确。从实验结果可以得出相位差同样携带丰富的环境信息,具有手势等人体行为动作的感知能力。特别是在非中心链路上,当振幅的噪声水平大于手势变化时,相位差仍然能够以 86.5% 的平均准确率区分不同的手势,在微弱信号检测和远距离感知方面更有优势。

3.2.2 模板库大小对识别准确率的影响

由于同一个手势存在多样性,手势模板库的大小会影响系统的识别准确率。同时,模板库的大小也会对识别速度产生影响。实验中每个手势的初始模板数量均为 2,每次增加两个手势模板,对每次增加后的平均识别准确率进行统计。图 7 显示了模板库的大小对识别准确率的影响。从图中可以看出,当只有两个手势模板时,识别准确率只有 72%。当增加到 8 个模板时,平均准确率达到了 85%。结果表明只需要很少的手势模板就可以取得很高的识别准确率,节省了大量数据的采集时间,同时缩短了识别时间。

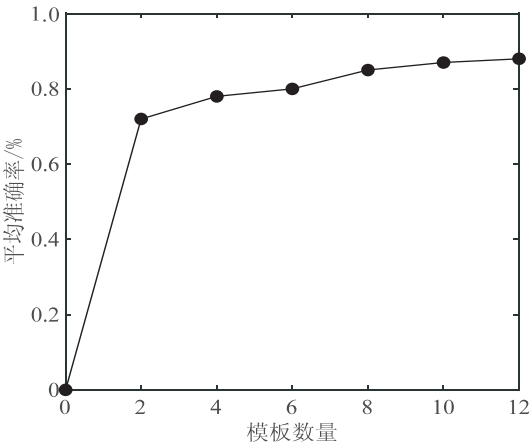


图 7 模板数量对准确率的影响

4 结束语

为了实现与位置无关的识别,针对目前基于 Wi-Fi 信号的手势识别方法在微弱信号检测方面的不足,提出一种基于 CSI 相位差的手势识别方法。该方法充分利用多径效应和空间多样性,能够对中心链路和非中心链路上的微弱手势信号进行准确识别,实现了与

位置无关的识别。实验结果表明,在中心链路和非中心链路上识别准确率分别达到了 90% 和 86.5%。文中采用模式识别的方法对不同手势进行分类,当环境变化时需要采集更多的手势,使得识别时间变长,下一步将对手势的高维特征(方向、速度等)进行探索和提取,以提高系统的准确率、鲁棒性和反应时间。

参考文献:

- [1] OYEDOTUN O K, KHASHMAN A. Deep learning in vision-based static hand gesture recognition[J]. *Neural Computing and Applications*, 2017, 28(12): 3941–3951.
- [2] 徐 军. 基于计算机视觉的手势识别及人机交互技术的应用研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- [3] 孔冬荣, 朱 杰. 基于表面肌电和加速度信息融合的手势识别[J]. *电子测量技术*, 2019, 42(5): 85–89.
- [4] PU Q, GUPTA S, GOLLAKOTA S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals[C]//*Proceedings of the 19th annual international conference on mobile computing & networking*. Miami, USA; ACM, 2013: 27–38.
- [5] ABDELNASSER H, HARRAS K A, YOUSSEF M. Wigest: a ubiquitous wifi-based gesture recognition system[C]//*2015 IEEE conference on computer communications (INFOCOM)*. Hong Kong; IEEE, 2015: 1472–1480.
- [6] TAN S, YANG J. WiFinger: leveraging commodity WiFi for fine-grained finger gesture recognition[C]//*Proceedings of the 17th ACM international symposium on mobile ad hoc networking and computing*. Paderborn, Germany; ACM, 2016: 201–210.
- [7] ZHANG O, SRINIVASAN K. Mudra: user-friendly fine-grained gesture recognition using WiFi signals[C]//*Proceedings of the 12th international on conference on emerging networking experiments and technologies*. Irvine, USA; ACM, 2016: 83–96.
- [8] YANG Z, ZHOU Z, LIU Y. From RSSI to CSI: indoor localization via channel response[J]. *ACM Computing Surveys*, 2013, 46(2): 25.
- [9] ZHENG X, WANG C, CHEN Y, et al. Accurate rogue access point localization leveraging fine-grained channel information[C]//*2014 IEEE conference on communications and network security*. San Francisco, USA; IEEE, 2014: 211–219.
- [10] 李耀辉, 苏元茂. 一种基于直视路径识别的无线接入点定位方法[J]. *计算机技术与发展*, 2018, 28(2): 112–118.
- [11] ZHU H, ZHUO Y, LIU Q, et al. π -splicer: perceiving accurate CSI phases with commodity WiFi devices[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(9): 2155–2165.
- [12] YANG Y, CAO J, LIU X, et al. Wi-Count: passing people counting with COTS WiFi devices[C]//*2018 27th international conference on computer communication and networks (ICCCN)*. Hangzhou; IEEE, 2018: 1–9.
- [13] WU C, YANG Z, ZHOU Z, et al. PhaseU: real-time LOS identification with WiFi[C]//*2015 IEEE conference on computer communications (INFOCOM)*. Kowloon, Hong Kong; IEEE, 2015: 2038–2046.
- [14] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Tool release: gathering 802.11 n traces with channel state information[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(1): 53.
- [15] XIE Y, LI Z, LI M. Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi[C]//*Proceedings of the 21st annual international conference on mobile computing and networking*. New York, USA; ACM, 2015: 53–64.