

基于低成本物联网芯片 ESP32 的人体行为识别系统

胡超¹, 鲁邦彦¹, 杨彦兵^{1,2}, 陈哲³, 张磊¹, 陈良银^{1,2}

(1. 四川大学计算机学院, 四川 成都 610065; 2. 四川大学工业互联网研究院, 四川 成都 610065;
3. 广州爱闻思人工智能有限公司, 广东 广州 510555)

摘要: 人体行为识别广泛存在于运动管理、行为分类等应用中, 当前的人体行为识别应用主要分为基于摄像机、基于可穿戴设备和基于 Wi-Fi 感知 3 类。其中, 基于摄像机的人体行为识别应用存在隐私泄露的风险, 基于可穿戴设备的人体行为识别应用存在续航短、精度差等问题。基于 Wi-Fi 感知的人体行为识别一般通过 Wi-Fi 网卡或软件无线电设备识别信道状态信息变化的规律, 从而推测用户行为, 不存在隐私泄露和续航短的问题, 但 Wi-Fi 网卡需要依靠计算机且软件无线电平台价格昂贵, 极大地限制了 Wi-Fi 感知的应用场景。针对上述问题, 提出了一种基于低成本物联网芯片 ESP32 的人体行为识别系统。具体地, 所提系统首先使用 Hampel 滤波器和高斯滤波器对 ESP32 获得的信道状态信息进行预处理, 然后使用主成分分析和离散小波变换降低数据的维度, 最后通过 K 最近邻 (KNN , K -nearest neighbor) 算法对数据进行分类。实验结果表明该系统在仅使用两个 ESP32 节点的情况下, 可以达到与当前主流 Wi-Fi 感知系统 (Intel 5300 网卡) 相近的识别准确率, 6 种行为的平均准确率为 98.6%。

关键词: 人体行为识别; 信道状态信息; KNN ; 离散小波变换; 动态时间规整

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00330

Human activity recognition system based on low-cost IoT chip ESP32

HU Chao¹, LU Bangyan¹, YANG Yanbing^{1,2}, CHEN Zhe³, ZHANG Lei¹, CHEN Liangyin^{1,2}

1. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China
2. Industrial Internet Research Institute, Sichuan University, Chengdu 610065, China
3. AIWise Co., Ltd., Guangzhou 510555, China

Abstract: Human activity recognition widely exists in applications such as sports management and activity classification. The current human activity recognition applications are mainly divided into three types: camera-based, wearable device-based, and Wi-Fi awareness-based. Among them, the camera-based human activity recognition application has the risk of privacy leakage, and the wearable device-based human activity recognition application has problems such as short battery life and poor accuracy. Human activity recognition based on Wi-Fi sensing generally uses Wi-Fi network cards or software-defined radio devices to identify the rules of channel state information changes, so as to infer user activity. It does not have the problems of privacy leakage and short battery life. But Wi-Fi network cards need to rely on computers and software-defined radio platforms are expensive, which greatly limit the application scenarios of Wi-Fi sensing. Aiming at the above problems, a human activity recognition system based on the low-cost IoT chip ESP32 was proposed. Specifically, the Hampel filter and Gaussian filter were used to preprocess the channel state information obtained by ESP32. Then, the principal component analysis and discrete wavelet transform were utilized to

收稿日期: 2022-08-30; 修回日期: 2023-03-09

通信作者: 杨彦兵, yangyanbing@scu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61902267, No.62072319); 四川省科技厅重点研发项目 (No.2020YFS0575); 四川大学-宜宾市战略合作专项项目 (No.2020CDYB-29)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61902267, No.62072319), The Key Research and Development Program of Science and Technology Department of Sichuan Province (No. 2020YFS0575), The Sichuan University-Yibin Municipal People's Government University and City Strategic Cooperation Special Fund Project (No. 2020CDYB-29)

reduce the dimension of the data. Finally, the K -nearest neighbor (KNN) algorithm was applied to classify data. The experimental results show that the system can achieve a recognition accuracy which close to the current mainstream Wi-Fi perception system (Intel 5300 network card) when only two ESP32 nodes are deployed, and the average accuracy rate for the six activities is 98.6%.

Key words: human activity recognition, channel state information, KNN, discrete wavelet transform, dynamic time warping

0 引言

近年来, 人体行为识别 (HAR, human activity recognition) 已经应用于生活的方方面面。例如, HAR 可以通过摄像机监测人体是否摔倒来保证老人居家的安全^[1], 也可以通过摄像机对房屋内或房屋周边的人体行为进行识别, 智能地判断出有危害的行为并通知房屋主人, 能够保证人的生命以及财产安全^[2]。

人体行为识别主要分为基于摄像机、基于可穿戴设备和基于 Wi-Fi 感知 3 类应用。第一类应用通过摄像机采集图像数据, 然后使用目标分割从图像中分离出人体, 最后通过识别算法对目标行为进行分类, 常用的算法有卡尔曼滤波、支持向量机 (SVM, support vector machine)、 K 最近邻 (KNN, K -nearest neighbor) 算法等。基于摄像机的人体行为识别早期通过光流提取视频中的人体特征。光流是运动物体在成像平面上对应像素的移动轨迹, 它表征了观测者和被观测者之间的相对移动^[3], 即摄像机和被监测物体之间的移动。Kanokphan 等^[4]提出了一种基于光流方向直方图的分类方法, 该方法首先将人的轮廓从图片中提取出来, 并将其分为 8 个部分, 然后分别计算每个部分的光流方向直方图, 并将它们组合成动作向量, 最后通过 KNN 算法对人体行为进行分类。Wang 等^[5-6]提出了一种通过光流计算密集轨迹的方法, 该方法大大提高了人体行为识别的准确率。为了进一步提高密集轨迹技术的识别性能, Wang 等^[7]提出了一种通过匹配连续帧之间的特征点估计摄像机移动的方法。在去除摄像机移动对密集轨迹的影响后, 密集轨迹技术的识别准确率得到了提高。

基于摄像机的人体行为识别应用容易受到雨、大雾等天气因素的影响, 这会导致图像质量下降, 识别准确率降低, 而可穿戴设备基本不会受到天气的影响。可穿戴设备中通常集成了陀螺仪、加速度计等传感器, 研究人员通过分析这些传感器数据变

化的模式可以对不同的人体行为进行识别。这类应用大多先通过传感器采集数据并对数据进行去噪、归一化等预处理, 然后使用长短期记忆 (LSTM, long short-term memory) 神经网络、卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 等进行特征提取, 完成行为分类^[8-12]。可穿戴设备通常续航较差, 以 Apple watch series 4 为例, 该可穿戴设备具有陀螺仪、全天候高度计、加速感应器等传感器^[13], 尽管它具有完善的运动监测功能, 但是该可穿戴设备在室内环境监测运动的情况下, 只有 10 h 的续航^[14]。可穿戴设备大多使用锂电池供电, 锂电池具有老化的特性, 该特性会导致可穿戴设备的续航会随着设备的使用时间变长而逐渐变短。

可穿戴设备在充电期间无法采集与人体相关的数据, 无法持续地对人体行为进行监测是该类应用的缺点。得益于 Wi-Fi 技术的发展, Wi-Fi 路由器广泛存在于卧室、咖啡厅等场景中, 其通常 7×24 h 运行, 可以实现对人体行为的持续监测。早期的基于 Wi-Fi 感知的人体行为识别应用通过接收信号强度指示 (RSSI, received signal strength indicator) 完成行为分类^[15-18]。Stephan 等^[19-20]通过手机的 RSSI 进行人体行为识别。RSSI 包含的信息维度较低, 并对环境十分敏感, 随着基于 Intel 5300 网卡的信道状态信息提取工具的发布^[21]与软件无线电 (SDR, software-defined radio) 设备的流行, 基于信道状态信息 (CSI, channel state information) 的人体行为识别应用逐渐成为主流。信道状态信息描述了信号从发送节点传播到接收节点发生的变化, 例如, 信号在信道中的衰减、相位变化等。IEEE 802.11 协议设计信道状态信息的目的是让接收节点可以通过该信息对接收的数据包进行校正, 移除载波频率偏移 (CFO, carrier frequency offset)、采样频率偏移 (SFO, sample frequency offset) 等对通信的影响。人在环境中的移动会使得信道状态发生改变, 导致接收信号的幅度、相位、频率发生相应的改变, 接收节点通过分析信道状态信息变化的模式即可对人体不

同的行为进行分类。Guo 等^[22]提出了一种信道状态信息与视觉联合的行为识别方法，该方法通过联合信道状态信息和人体关节活动信息实现了封闭、弱光等环境中的人体行为识别。Jiang 等^[23]提出了一种通过信道状态信息对人体关节信息进行还原的方法，该方法可以生成符合人体运动规律的人体关节信息并且具有一定的鲁棒性。该方法的平均误差在 2.83 cm 左右，具有非常高的识别准确率。不同人体行为由身体不同部分（如头、手臂、腿等）的运动复合而成。Fei 等^[24]提出了一种多变化行为识别方法来识别人体不同部分的子运动。该方法主要使用 CP (CANDECOMP/PARAFAC) 分解和动态时间规整来识别各个子动作，识别准确率在 95% 以上。对于人体行为和信道状态信息之间的复杂关系，Chen 等^[25]提出了一种基于注意力机制的双向长短期记忆 (ABLSTM, attention based bi-directional long short-term memory) 网络，该网络通过给更重要的特征赋予更高的权值来提高人体行为识别的准确率。

近年来，物联网 (IoT, internet of things) 技术逐渐变得成熟，物联网产品种类和数量爆发式增长，根据 IoT Analytics 的预测，物联网设备的数量在 2025 年可达 271 亿^[26]。基于摄像机的行为识别应用存在隐私泄露的风险，基于可穿戴设备的行为识别应用存在续航短、难以持续监测的缺点。尽管基于 Wi-Fi 感知的人体行为识别可以安全且持续地监测人体行为，但是此类应用大多基于 Intel 5300 网卡或软件无线电设备实现，存在部署难、成本高的问题。针对这些问题，本文提出了基于低成本物联网芯片 ESP32 的人体行为识别系统。ESP32 是乐鑫公司推出的一款性能稳定、高度集成、超低功耗的物联网芯片，该芯片能够提供 Wi-Fi 功能而价格仅为数十元人民币。ESP32 在连接 3.3 V 电源时，Wi-Fi 发射的峰值和平均功耗分别为 0.696 W 和 0.544 W，接收的峰值和平均功耗分别为 0.389 W 和 0.389 W。传统的路由器的功耗为 2~3 W，因此 ESP32 除了低成本还兼具低功耗的优点。

本文提出了基于 ESP32 的人体行为识别系统并通过实验证明了使用 ESP32 进行人体行为识别的可行性，实验结果表明本文所提的人体行为识别系统与主流的基于 Intel 5300 网卡的识别系统具有相近的识别准确率。

1 系统结构与识别流程

所提系统的人体行为识别流程如图 1 所示，其中发送节点和接收节点均为基于 ESP32 芯片的模组。接收节点通过 ping 命令向发送节点发送数据包，发送节点收到数据包后，向接收节点返回数据包。接收节点从返回的数据包中提取信道状态信息并通过串口发送给计算机。计算机使用 Hampel 滤波器和高斯滤波器对信道状态信息进行预处理，去除数据中的异常点和噪声，然后使用主成分分析 (PCA, principal component analysis) 和离散小波变换 (DWT, discrete wavelet transform) 对信道状态信息进行降维和特征提取，最后使用动态时间规整 (DTW, dynamic time warping) 和 KNN 算法对数据进行分类。

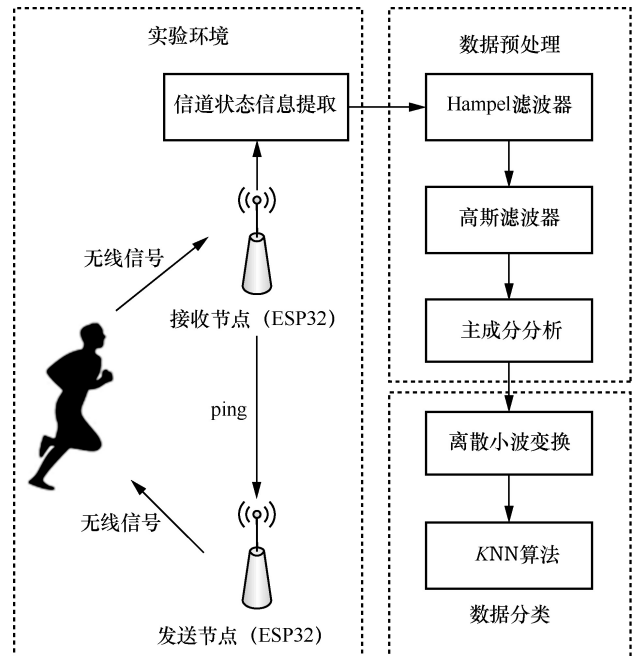


图 1 人体行为识别流程

1.1 信道状态信息

信道状态信息表征了信号在信道传播过程中幅度、频率和相位发生的变化。对于频率为 f 的信号，其信道状态信息^[27]表示为

$$H(f, t) = \sum_n a_n(t) e^{-j2\pi f \tau_n(t)} \quad (1)$$

其中， $a_n(t)$ 表示信号衰减系数， $\tau_n(t)$ 表示传播时延。信道状态信息的幅度 $|H|$ 和相位 $\angle H$ 受多种因素影响，如发送节点和接收节点的移动、信道中的物体位置的变化、人体的运动等。本文通过信道状态信

息的幅度识别不同的人体行为，为了更好地描述信道状态信息幅度与人体行为之间的关系，本文将式(1)中的信号衰减系数 $a_n(t)$ 拓展为^[28]

$$P_R = a(t)^2 = \frac{P_T G_T G_R \lambda^2 \sigma_B}{(4\pi)^3 (R_T R_R)^2} \quad (2)$$

其中， P_R 表示接收节点的功率， P_T 表示发送节点的功率， G_T 与 G_R 分别表示发送天线与接收天线的增益， λ 表示波长， σ_B 表示双基雷达截面大小， R_T 代表发送端与物体之间的距离， R_R 代表接收节点与物体之间的距离。单一的人体行为由不同身体部位之间的复杂运动组合而成，这些部位的运动存在一定的规律性，如跑步中腿部的运动，蹲起中臀部的运动等。规律性的运动使得信道状态信息的幅度呈现规律性变化，信道状态信息随人体活动的变化如图2所示。接收节点通过分析信道状态信息幅度变化的模式，可以对不同的人体行为进行识别。

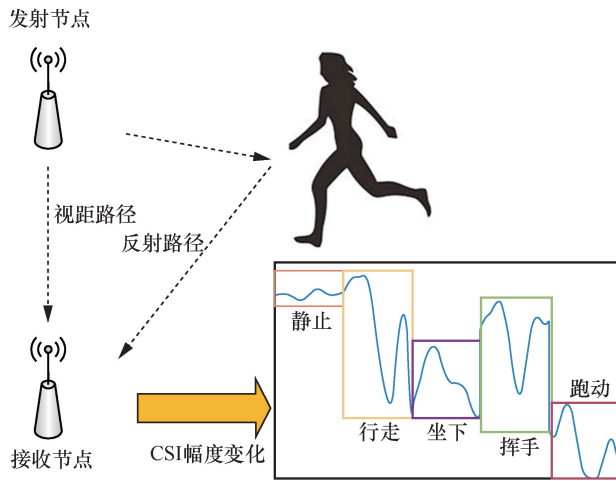


图2 信道状态信息随人体活动的变化

1.2 去除异常点与噪声

发送节点和接收节点的内部状态切换（如增益控制、传输速率改变等）导致得到的信道状态信息存在异常点与噪声。为了去除这些异常点与噪声，本文使用 Hampel 滤波器与高斯滤波器对数据进行预处理，读取 CSI 幅度并去除噪声见算法1。

算法1 读取 CSI 幅度并去除噪声

```
raw_data ← Data_from_file
csi_num ← len(raw_data)
i ← 0
while i < csi_num do
    tmp ← raw_data[i]
    while j < csi_total_bytes/2 do
```

```
        amp.append(sqrt(tmp[j]2 + tmp[j+1]2))
        j ← j + 2
    end while
    amp_arr.append(amp)
    i ← i + 1
end while
i ← 0
while i < csi_num do
    //去除异常点
    hampel_filter(amp_arr[i])
    //去除高频噪声
    gaussian_filter(amp_arr[i])
end while
```

Hampel 滤波器^[29]是中值滤波器的一种拓展。传统的中值滤波器只有窗口宽度一个参数，表示为

$$W_k^L = x_{k-L}, \dots, x_k, \dots, x_{k+L} \quad (3)$$

其中， k 为窗口中值的索引， x_k 为窗口中值， L 为窗口的半宽度。Hampel 滤波器包括窗口宽度 w 和调整参数 t 两个参数。Hampel 滤波器的计算式为

$$y_k = \begin{cases} x_k, & |x_k - m_k| \leq tS_k \\ m_k, & |x_k - m_k| > tS_k \end{cases} \quad (4)$$

其中， y_k 为 Hampel 滤波器输出的结果， m_k 为窗口中数据的中位数， t 为调整参数， S_k 为平均绝对偏差 (MAD, mean absolute deviation) 的估计，该参数为

$$S_k = 1.4826 \times \text{median}_{j \in [-L, -L]} |x_{k-j} - m_k| \quad (5)$$

其中，1.4826 保证了 S_k 对高斯型数据的标准偏差的无偏估计。Hampel 滤波器的性能由 t 控制，当 $t=0$ 时，Hampel 滤波器等同于中值滤波器； t 越大，Hampel 滤波器对异常点的检测能力就越弱，反之则越强。

Hampel 滤波器可以通过参数 t 来调整处理异常点的能力，而传统的中值滤波器只能调整滤波器窗口的大小。本文通过 MATLAB 对两种滤波器的性能进行了比较，其中中值滤波器与 Hampel 滤波器的窗口大小均设置为 6，Hampel 滤波器的调整参数 t 设置为 3，数据长度为 500，Hampel 滤波器和中值滤波器去除异常点效果对比如图3所示，红色圆圈处为原始数据中的异常点，滤波前的数据已做归一化处理，滤波后的数据之所以幅度值均大于原始数据，是因为笔者将数据进行了纵向的平移，以更好地展示两种滤波器效果的差异。可以看出，

Hampel 滤波器不仅去除了异常点,同时其滤波结果与中值滤波器相比更加接近原始数据,保留了更多的信息。

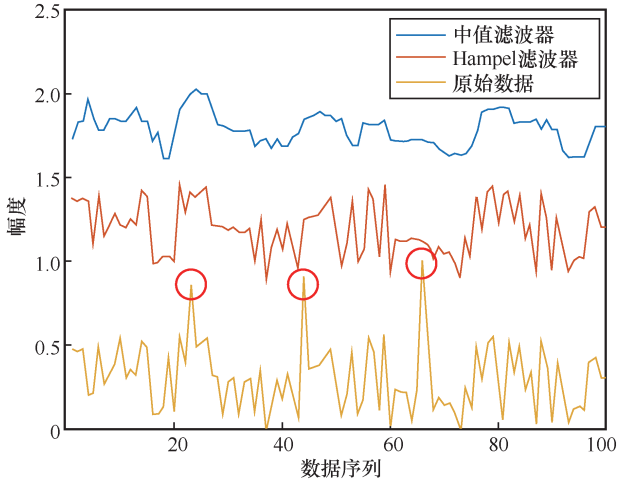


图3 Hampel 滤波器和中值滤波器去除异常点效果对比

Hampel 滤波器对噪声的处理能力较弱,为了更好地去除信道状态信息中的噪声,本文使用高斯滤波器对信号进行进一步处理。高斯滤波器是一种基于高斯函数的线性平滑滤波器,其计算式为

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

高斯滤波器通过将权重矩阵和数据卷积来去除噪声,其性能由高斯函数的方差 σ^2 决定。高斯函数的方差 σ^2 越大,高斯分布就越平坦,对数据的平滑能力就越强,反之则越弱。

数据预处理结果如图4所示,图4中的数据已做归一化处理,通过 Hampel 滤波器与高斯滤波器,算法较好地去除了数据中的噪声与异常点。

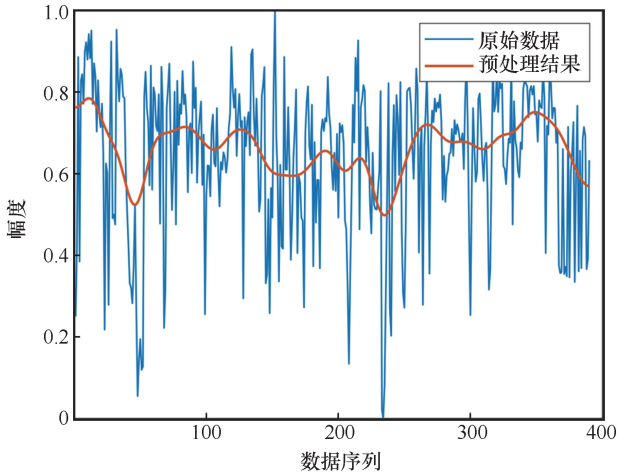


图4 数据预处理结果

1.3 主成分分析

本文提出的人体行为识别系统基于 IEEE 802.11n 协议。IEEE 802.11n 协议的带宽为 40 MHz,共使用了 128 个子载波,ESP32 开发板只有一根天线,接收节点提取的信道状态信息维度为 $1 \times 128 \times N$,其中, N 为时间维度上采样点的数目。本文随机选取 4 个连续的子载波,跑步时不同子载波的信道状态信息幅度变化如图5所示。由式(2)可知,因为每个子载波频率相近,所以人体行为使得每个子载波的幅度变化基本相似,因此本文需要从数据中提取有效的幅度信息,降低数据维度。

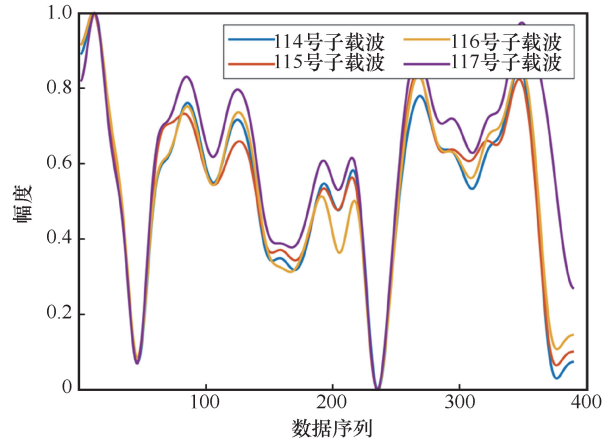


图5 跑步时不同子载波的信道状态信息幅度变化

主成分分析是一种降低数据维度的方法,它通过正交变换将可能相关的变量的观测值投影为线性不相关的变量值,即主成分。本文通过以下 4 个步骤进行主成分的提取。

步骤 1 样本中心化。将每一个子载波减去其幅度的均值,组成矩阵 H ,矩阵 H 的维度为 $N \times 128$, N 表示时间维度上信道状态信息的采样点数。

步骤 2 计算协方差矩阵。通过计算 $H^T \times H$ 得到协方差矩阵 C ,该矩阵的维度为 128×128 。

步骤 3 特征值分解。对协方差矩阵 C 进行特征值分解得到降序排列的特征值 $[e_1, e_2, \dots, e_{128}]$ 及其对应的特征向量 $[W_1, W_2, \dots, W_{128}]$ 。

步骤 4 信号重建。通过 $h_i = H \times W_i$ 对信号进行重建,其中 W_i 为第 i 个特征向量。主成分分析结果如图6所示,图6中的特征值已做归一化处理。蓝色实线为前 40 个降序排列的特征值,橙色实线为前 N 个特征值的和占有所有特征值总和的比例。图6的结果表明前 4 个主成分占有所有特征值总和的 98%,即算法 2 中的 target_PC_num 为 4。因此通过主成分分析以后,数据的维度从 $128 \times N$ 降低至 $4 \times N$ 。

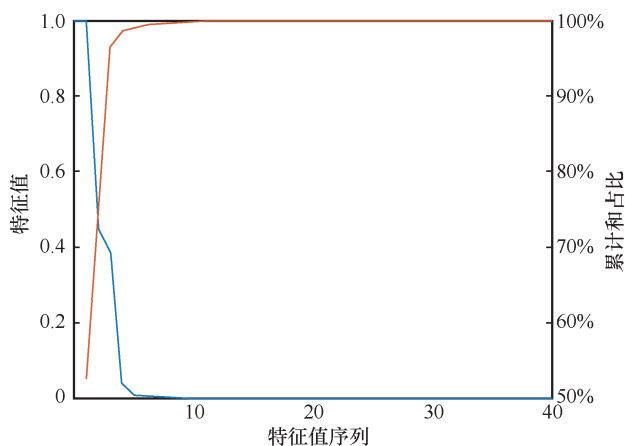


图6 主成分分析结果

1.4 特征提取

为了提取人体活动特征并降低分类算法的计算复杂度, 本文使用离散小波变换进行特征提取, 特征提取见算法2。离散小波变换的本质是通过高通滤波器和低通滤波器迭代式地过滤数据, 从而提取出原信号中的不同频率信号。通过设定离散小波变换的阶数, 改变其频率分解的能力, 离散小波变换阶数越高, 分解出的信号频率越低, 且信号的点数越少。设置离散小波变换阶数为4, 可以得到1个低频信号与4个高频信号。4个主成分的平均值的离散小波变换结果如图7所示, 离散小波变换使得数据长度从478减少到30, 同时也基本保留了原始数据的幅度特征。

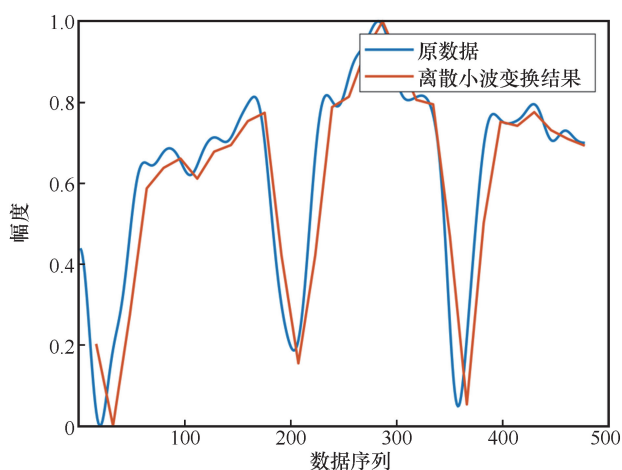


图7 4个主成分的平均值的离散小波变换结果

算法2 特征提取

```
//主成分分析开始
amp_martrix ← amp_arr - average(amp_arr)
cov_martrix ← amp_martrixT × amp_martrix
eigenvalue, eigenvector ← sort(SVD(cov_martrix))
target_PC_num ← TARGET_PC_NUM
```

```
j ← 0
while j < target_PC_num do
    hj ← amp_martrixT × eigenvector[j]
end while
PC_arr ← mean(h1, h2, h3, h4)
//主成分分析结束
i ← 0
while i < target_PC_num do
    feature_list[0].append(max(PC_arr[i]))
    feature_list[1].append(median_abs_deviation(PC_arr[i]))
    //离散小波变换
    coeffs_list.append(wavedec(PC_arr[j]))
    i ← i + 1
end while
```

1.5 数据分类

本文使用动态时间规整定义信号之间的距离, 使用KNN算法对数据进行分类, KNN分类见算法3。动态时间规整是一种用来衡量两个时间长度不同的序列之间的相似度的方法, 通常应用于语音识别等领域。不同的人体行为会使信道状态信息以不同的规律发生变化, 由于不同人的身高、关节灵活性等不同, 不同的人做相同的行为所引起的信道状态变化也略有不同。两位志愿者做跑步动作的信道状态信息变化如图8所示, 两组数据的变化规律虽然大体一致, 但它们在时间上不对齐且长度不一致, 因此需要使用动态时间规整定义数据之间的相似性。KNN算法^[30]是一种基本分类和回归方法, 通过设定参数 k 调整该算法的分类能力, k 值越小, 算法对邻近点越敏感, 模型越容易过拟合, 反之模型则越简单。KNN算法的缺点在于当训练样本数较大且数据维度较高时, 计算复杂度较高, 本文通过离散小波变换缩短了数据长度, 使得KNN算法的运算复杂度保持在可接受的范围内。

算法2 KNN分类

```
test_file_feature ← arr{max, mad, variance, dwt_amp}
train_file_num ← len(train_file_list)
i ← 0
while i < train_file_num do
    //动态时间规整
    dtw_distance ← dtw(test_file_feature[3], train_file_list[i][3])
```

```

distance ← abs(test_file_feature - train_file_
list[i])
distance[3] ← dtw_distance
i ← i + 1
end while
label_counter ← dict{}
//设置 KNN 参数
k ← K
i ← 0
sort(distance_list)
while i < K do
if distance_list[i].label not in label_counter then
label_counter[distance_list[i]. label]
← 1
else if distance_list[i].label in label_counter then
label_counter[distance_list[i]. label]
+= 1
end if
i ← i + 1
end while
result ← max(label_counter)

```

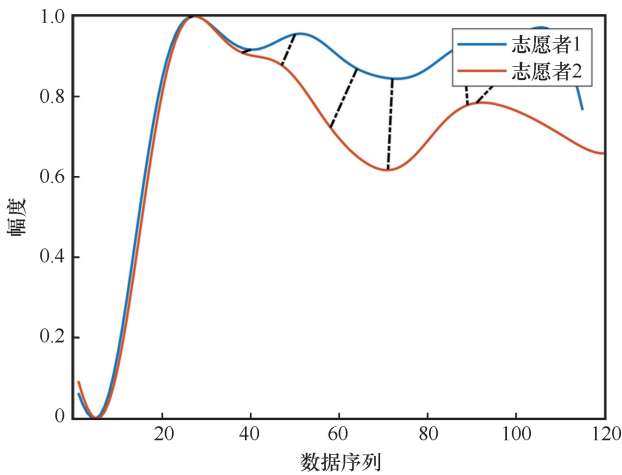


图 8 两位志愿者做跑步动作的信道状态信息变化

2 实验结果与分析

2.1 系统设置

本文使用两块 ESP32 模组作为发送节点与接收节点，两个节点均运行 IEEE 802.11n 协议，工作在 2.4 GHz 频段，带宽设置为 40 MHz。发射功率为 13 dBm，接收灵敏度为 -69 dBm，接收节点和发送节点均使用贴片天线，天线增益为 5 dBi。接收节点在两节点成功连接后运行 ping 命令，通过发送节点返

回的数据包完成信道状态信息的提取。信道状态信息的提取基于官方提供的乐鑫物联网开发框架 (ESP-IDF, espressif IoT development framework) 完成，ESP-IDF 从接收数据包时开始，通过 Wi-Fi 数据包的传统长训练 (L-LTF, legacy-long training field) 字段以及高吞吐量长训练 (HT-LTF, high throughput-long training field) 字段提取信道状态信息。计算机通过串口接收 ESP32 提取出的信道状态信息数据并对其进行离线处理。系统原型如图 9 所示。

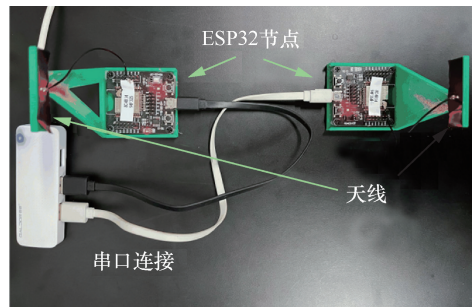


图 9 系统原型

数据的收集在实验室进行，实验室长 7.5 m，宽 5.5 m。发送节点与接收节点之间的直线距离约为 5 m，与地面距离为 1.3 m，室内布局如图 10 所示。本文邀请了 10 位年龄在 19~27 岁之间的志愿者 (5 位男性志愿者和 5 位女性志愿者) 进行行为数据的采集，采集的人体行为包含静止、行走、挥手、跑步、坐下、跳跃。

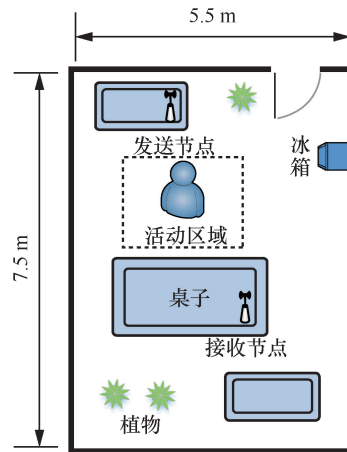


图 10 室内布局

2.2 识别准确性

Hampel 滤波器与中值滤波器性能对比见表 1。其中，Hampel 滤波器的平均识别准确率为 98.3%，中值滤波器的平均识别准确率为 97.5%。在时间复杂度上，中值滤波器的复杂度更高，对于长度为 790 个采样点

数的单个子载波，其平均需要 20.4 ms 完成对数据的处理，而 Hampel 滤波器仅需要 2.1 ms。

表 1 Hampel 滤波器与中值滤波器性能对比

滤波器	平均识别准确率	处理时延/ms
Hampel 滤波器	98.3%	2.1
中值滤波器	97.5%	20.4

信道状态信息采样频率对准确率的影响如图 11 所示。采样频率为 10 Hz 时，6 种行为平均识别准确率为 62%，其中静止的识别准确率为 100%，挥手、跑步、坐下的准确率为 64%，行走和跳跃的识别准确率为 40%。采样频率为 25 Hz 时，6 种行为的平均识别准确率为 94.2%。其中坐下的识别准确率为 100%，静止、跑步、行走 3 种行为的识别准确率均不低于 95%，挥手的识别准确率为 87.5%，跳跃的识别准确率为 88.9%。当采样频率提升到 50 Hz 时，6 种行为的平均识别准确率提升到 98.6%，其中静止、跑步、坐下、跳跃 4 种行为的识别准确率均为 100%，行走和挥手的识别准确率分别为 96% 和 95.8%。不同采样频率下的识别准确率之所以有这样的差异，是因为对于某些速度较快的行为，10 Hz 与 25 Hz 的采样率不满足奈奎斯特采样定理，难以采集到足够的信息，如跳跃行为和挥手行为。以跳跃行为为例，由于采集不到足够的信息，分类算法将跳跃行为误分类为坐下行为，会导致识别准确率降低。

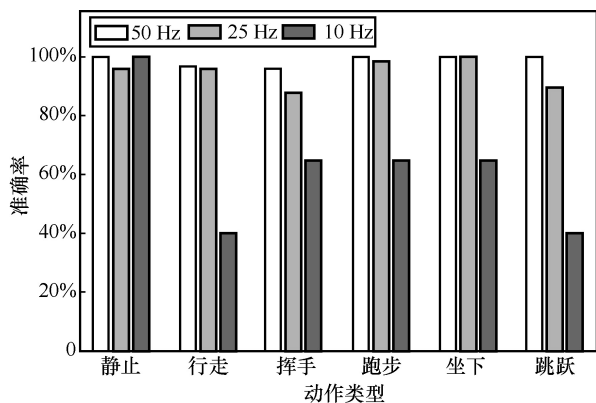


图 11 信道状态信息采样频率对准确率的影响

本文与两种基于 Intel 5300 网卡的人体行为识别应用^[16,19]的实验结果进行了对比，所提系统与 HuAc (human activity)^[16]和 ABLSTM^[19]识别准确率对比如图 12 所示。文献[16] (HuAc) 和文献[19] (ABLSTM)分别以 30 Hz 和 1 kHz 的采样频率评估

了 16 种和 7 种不同的行为的识别准确率，基于本文的 6 种行为的实验结果，在文献[16]的 16 种行为和文献[19]的 7 种行为中分别选取了相对应的数据进行比较。本文评估的静止和跳跃两种行为并未在文献[16]中有对应数据，因此在图 12 以识别率 1% 代表数据缺失。可以看出，在 25 Hz 的采样率下，对于跑步、坐下等 6 种不同的行为，所提系统与文献[16]和文献[19]的识别准确率差异在-4%~9%。对于平均识别准确率，文献[19]中 7 种行为的平均识别准确率为 97.3%，文献[16]中 16 种行为的平均识别准确率为 93%，本文实现的行为识别系统的平均识别准确率比文献[19]差 3%，比文献[16]高 4.3%。所提系统的识别准确率与当前基于 Intel 5300 网卡的人体行为识别应用的准确率接近，达到了主流水平。

传统基于 Intel 5300 网卡的工作通过计算机运行信道状态信息提取工具得到数据，然后完成人体行为识别。当计算机处于被使用状态时，使用者会影响网卡采集信道状态信息，降低人体行为识别系统的性能。此外，Intel 5300 网卡需要依托计算机工作，无法独立运行，这隐性地提高了该类应用的成本。所提系统既可以集成在智能家居产品中，也可以作为独立的产品进行人体行为识别。因此除了准确率相近，与传统基于 Intel 5300 网卡的工作相比，本文提出的识别系统具有成本低、易部署的优势。

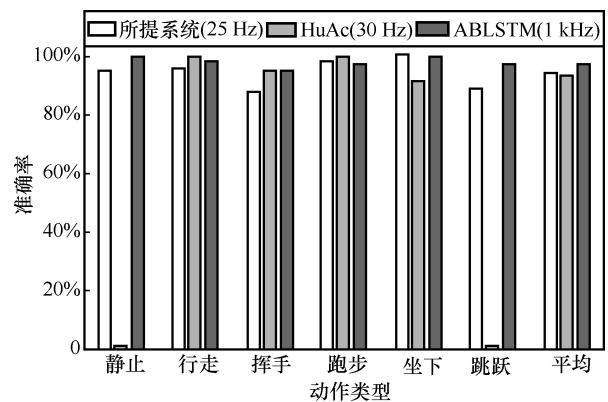


图 12 所提系统与 HuAc^[16]和 ABLSTM^[19]识别准确率对比

3 结束语

为了提高人体行为识别系统的易部署性，并避免隐私泄露，本文提出了基于低成本物联网芯片 ESP32 的人体行为识别算法。本文通过 ESP32 采集信道状态信息，使用 Hampel 滤波器和高斯滤波器

去除数据中的噪声, 使用主成分分析降低数据维度, 使用离散小波变换提取信号的特征并降低算法复杂度, 最后使用 KNN 算法对数据进行分类。

在本文中, ESP32 通过串口将采集的信道状态信息发送至计算机, 计算机离线完成对数据的预处理和分类。本文使用的 ESP32 芯片的 RAM 大小仅为 520 KB, 难以完成复杂的数据预处理以及分类任务。在未来的工作中, 本文将致力于使用处理能力更强的物联网芯片, 构建具有边缘计算能力的人体行为识别系统。

参考文献:

- [1] WANG B H, YU J, WANG K, et al. Fall detection based on dual-channel feature integration[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 103443-103453.
- [2] VRSKOVA R, HUDEC R, KAMENCAY P, et al. A new approach for abnormal human activities recognition based on ConvLSTM architecture[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2022, 22(8): 2946.
- [3] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow[J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1/2/3): 185-203.
- [4] LERTNIPHONPHAN K, ARAMVITH S, CHALIDABHONGSE T H. Human action recognition using direction histograms of optical flow[C]//*Proceedings of 2011 11th International Symposium on Communications & Information Technologies (ISCIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 574-579.
- [5] WANG H, KLÄSER A, SCHMID C, et al. Action recognition by dense trajectories[C]//*Proceedings of CVPR*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 3169-3176.
- [6] WANG H, KLÄSER A, SCHMID C, et al. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 103(1): 60-79.
- [7] WANG H, SCHMID C. Action recognition with improved trajectories[C]//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 3551-3558.
- [8] PEREZ-GAMBOA S, SUN Q Q, ZHANG Y. Improved sensor based human activity recognition via hybrid convolutional and recurrent neural networks[C]//*Proceedings of 2021 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems (INERTIAL)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-4.
- [9] YURTMAN A, BARSHAN B. Activity recognition invariant to sensor orientation with wearable motion sensors[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2017, 17(8): 1838.
- [10] JETHANANDANI M, PERUMAL T, SHARMA A. Random k -labelsets method for human activity recognition with multi-sensor data in smart home[C]//*Proceedings of 2019 IEEE 16th India Council International Conference (INDICON)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-4.
- [11] HOODA D, RANI R. Ontology driven human activity recognition in heterogeneous sensor measurements[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2020(11): 5947-5960.
- [12] NWEKE H F, TEH Y W, MUJTABA G, et al. Multi-sensor fusion based on multiple classifier systems for human activity identification[J]. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 2019(9): 1-44.
- [13] ESPINOSA H G, THIEL D V, SORELL M, et al. Can we trust inertial and heart rate sensor data from an APPLE watch device? [C]//*Proceedings of 13th Conference of the International Sports Engineering Association*. Basel Switzerland: MDPI, 2020, 49(1): 128.
- [14] LIANG Y R, ZHAO C Z, YUAN H, et al. A review of rechargeable batteries for portable electronic devices[J]. *InfoMat*, 2019, 1(1): 6-32.
- [15] ZHANG Y H, ZHANG L. WiFi-based contactless activity recognition on smartphones[C]//*Proceedings of 2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [16] CHEN J, HUANG X Y, JIANG H, et al. Low-cost and device-free human activity recognition based on hierarchical learning model[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2021, 21(7): 2359.
- [17] HSIEH C F, CHEN Y C, HSIEH C Y, et al. Device-free indoor human activity recognition using Wi-Fi RSSI: machine learning approaches[C]//*Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-Taiwan)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-2.
- [18] GU Y, REN F J, LI J. Paws: passive human activity recognition based on Wi-Fi ambient signals[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2015, 3(5): 796-805.
- [19] SIGG S, HOCK M, SCHOLZ M, et al. Passive, device-free recognition on your mobile phone: tools, features and a case study[C]//*International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services*. Cham: Springer, 2014: 435-446.
- [20] SIGG S, BLANKE U, TRÖSTER G. The telepathic phone: frictionless activity recognition from WiFi-RSSI[C]//*Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 148-155.
- [21] 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.
- [22] GUO L L, WANG L, LIU J L, et al. HuAc: human activity recognition using crowdsourced WiFi signals and skeleton data[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2018, 2018: 1-15.
- [23] JIANG W J, XUE H F, MIAO C L, et al. Towards 3D human pose construction using WiFi[C]//*Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2020: 1-14.
- [24] FEI H, XIAO F, HAN J S, et al. Multi-variations activity based gaits recognition using commodity WiFi[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(2): 2263-2273.
- [25] CHEN Z H, ZHANG L, JIANG C Y, et al. WiFi CSI based passive human activity recognition using attention based BLSTM[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(11): 2714-2724.

[26] 杨蓉. 全球物联网设备数量增长 9%达到 123 亿[J]. 计算机与网络, 2021, 47(22): 9-10.
 YANG R. The global number of iot devices grew 9 percent to 12.3 billion[J]. Computer and network, 2021, 47(22): 9-10.

[27] MA Y S, ZHOU G, WANG S Q. WiFi sensing with channel state information: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2020, 52(3): 1-36.

[28] SAINI R, CHERNIAKOV M, LENIVE V. Direct path interference suppression in bistatic system: DTV based radar[C]//Proceedings of the International Conference on Radar (IEEE Cat. No.03EX695). Piscataway: IEEE Press, 2004: 309-314.

[29] PEARSON R K, NEUVO Y, ASTOLA J, et al. Generalized hampel filters[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2016(1): 1-18.

[30] COVER T, HART P. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.



杨彦兵（1987- ），男，博士，四川大学计算机学院副研究员，主要研究方向为智能感知与通信、可见光通信与传感。



陈哲（1988- ），男，博士，广州爱闻思人工智能有限公司研究员，主要研究方向为 AIoT、人工智能。

[作者简介]



胡超（2000- ），男，四川大学计算机学院硕士生，主要研究方向为无线网络、Wi-Fi 感知、可见光通信。



张磊（1978- ），男，博士，四川大学计算机学院副教授，主要研究方向为数据挖掘、移动计算。



鲁邦彦（2000- ），男，四川大学计算机学院硕士生，主要研究方向为可见光通信、嵌入式 Linux、无线网络。



陈良银（1968- ），男，博士，四川大学计算机学院教授，主要研究方向为物联网系统及安全、工业互联网、智能识别等。