

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104804

基于人体通信的生物特征身份识别方法研究^{*}

吴秋雯 廖 薇

(上海工程技术大学电子电气工程学院 上海 201620)

摘 要:由于人体通信技术发展迅速且应用前景广阔,提出一种基于人体通信技术的生物特征身份识别方法。在适合人体通信的 UWB 频段和 HBC 频段下,将人体通信链路的路径损耗作为生物特征。首先根据不同链路的测量值,使用支持向量机进行身份识别;再使用带有不同核函数的 C-SVM 和 Nu-SVM 方法在 11 条链路的数据集下进行身份识别;最后选取 8~10 GHz 的 UWB 子频段进行识别提高计算速度。结果表明,链路通信距离越长,识别率越高。带高斯核的 C-SVM 在 UWB 频段下的识别效果最好,识别率达 96.41%、AUC 为 0.999 1 以及 0.017 2% 的 EER。通过选取子频段将计算时间降低到 0.142 s,速度得到明显提高。

关键词: 路径损耗;人体区域通信;生物识别;支持向量机

中图分类号: TN915 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Research on biometric identification method based on human body communication

Wu Qiuwen Liao Wei

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Due to the rapid development of human body communication technology and broad application prospects, this paper proposes a biometric identification method based on human body communication technology. In the UWB frequency band and HBC frequency band suitable for human body communication, the path loss of the human body communication link is used as a biological feature. First, use the support vector machine for identification according to the measured values of different links; then use the C-SVM and Nu-SVM methods with different kernel functions for identification under the data set of 11 links; finally select 8~10 GHz UWB sub-band is recognized to improve the calculation speed. The results show that: the longer the link communication distance, the higher the recognition rate. The C-SVM with Gaussian kernel has the best recognition effect in the UWB frequency band, with a recognition rate of 96.41%, AUC of 0.999 1 and EER of 0.017 2%. By selecting the sub-band to reduce the calculation time to 0.142 s, the speed is significantly improved.

Keywords: path loss; human body communication; biometrics; SVM

0 引 言

随着物联网与无线通信技术的发展,体域网作为物联网与人体相联、最终达成万物互联的最后一环,具有重要的研究意义。而人体通信技术以人体作为通信媒质,通过在人体表面、人体内部或者人体附近建立通信链路来实现无线通信^[1]。人体通信技术因其高安全性、保密性^[2]的优势广泛应用于无线体域网。人体通信技术结合

传感器可以应用在医疗检查、生理监测以及残疾人辅助等场景中^[2-4],为人们提供高质量且更加便捷的服务。

现如今,对于人体通信技术的各方面的研究较为详细。周灵丽等^[5]研究了 HBC 频段的 35 种连续姿势下的人体信道传输特性。Han 等^[6]对 HBC 频段如心脏、大脑、手臂、小肠等体内组织连接到身体表面的传感器节点进行研究,得出一个全面的路径损耗模型。Liao 等^[7]对 10~60 MHz 频段的 EEG 信号在脑部到手腕链路的传输进行研究,确定了头部的最佳发射器位置,并开发了一种

脉冲无线电收发器用于验证该技术的可行性。Xiang 等^[8]将人体通信和水平交叉采样相结合,提出了 HBC 通道增强方法与电场传感器以及一个新的 LCS 结构实施与离散组件,为可穿戴心电图设计电子元件。Zeinelabdeen 等^[9]研究了 100 MHz~10 GHz 频率范围内平面多层人体组织上 EM 波的斜发生率,并提出斜骨折愈合的新监测应用。

上述有关人体通信技术的研究为人体通信技术在实际场景中的应用提供了帮助。但将人体通信技术与身份识别相结合的研究较少。本文采用人体通信技术以人体自身作为传输媒介,将测量到的链路的路径损耗作为生物特征^[10],提出一种利用人体通信技术的身份识别方案。

本文在适用于人体通信的 UWB 频段和 HBC 频段上建立了人体模型,并于模型上设置 11 条通信链路。首先,对两个频段的 11 条链路分别使用支持向量机进行身份识别,分析识别率与电磁波在通信链路上传输距离的关系。由于单个链路的数据集样本较少,将多条链路合并构成新的数据集,再分别使用带有不同核函数的支持向量机在不同频段下进行身份识别。通过对比,确定 UWB 频段更适合作为基于人体通信的身份识别频段,并且带有高斯核的 C-SVM 识别性能更优。最后,通过选取 UWB 子频段减少特征点将计算时间减少到 0.142 s 实现快速识别。

1 模型建立

人体组织由细胞外液、细胞膜和细胞内液组成。由于细胞膜和细胞液具有导电性,因此,人体具有电特性。由于极化效应,使人体内部电荷在外部磁场作用下运动产生电流,所以人体是介电媒质的一种。人体组织在介电谱中的色散现象使人体组织具有与频率相关的复介电常数特征。可以使用 Debye 公式表示人体组织的复介电常数特征以及电导率:

$$\varepsilon_r(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\sigma_0}{j\omega\varepsilon_0} \quad (1)$$

式中:第 1 项代表无穷频率的介电常数,后一项描述色散程度^[11]。人体组织在不同频段的介电特性是本文采用以麦克斯韦方程组^[12]为基准的 FDTD 方法进而对人体附近的磁场进行建模的依据。

$$\frac{\partial E}{\partial t} = -\frac{\sigma}{\varepsilon}E + \frac{1}{\varepsilon}\nabla \cdot H \quad (2)$$

$$\frac{\partial H}{\partial t} = -\frac{1}{\mu}\nabla \cdot E \quad (3)$$

为了测量信号在人体表面传输的情况,本文采用亚洲成年人身体尺寸统计数据库的基础上构建模型外观,

并以人体解剖学医学影像数据为基准建立人体模型,该数据库由 51 种组织类型组成,空间分辨率为 2 mm^[13]。通过上述 Debye 公式对人体模型上的各个人体组织的介电常数特征进行建模。人体的电磁特性在不同频率下是不同的,因此在建立人体模型时需要表明在不同频段时的不同器官和组织的介电常数和电导率。最终建立好的人体模型如图 1 所示。

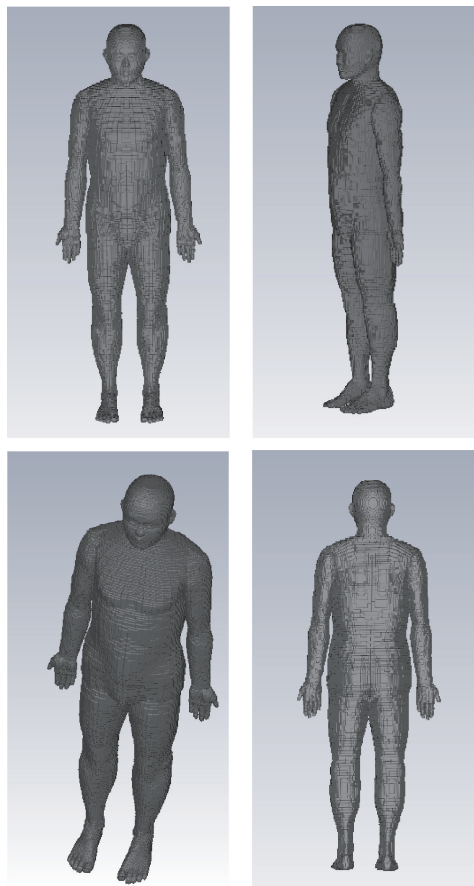


图 1 人体模型

Fig. 1 Human body model

本文分别采用 UWB 频段的中心频率和 HBC 频段的中心频率作为人体组织的电导率以及相对介电常数的选择频率,如表 1 所示。在 UWB 频段,由于电磁波对人体皮肤的透入深度很小。所以,可将此时的人体模型转变为基于皮肤材质的均质人体模型。该人体模型在电磁分析时对人体内部组织器官造成的影响可以忽略不计。因此,在 UWB 频段的人体建模将皮肤的介电常数和电导率设置为整个人体模型的相关参数。在 HBC 频段时,电磁波在人体中的电磁透入很深,所以将肌肉组织的介电常数和电导率的 2/3 作为电磁分析时人体模型参数的参考值。对于本文所用的 HBC 频段人体模型设置为以肌肉组织参数的 2/3 为标准的均质模型。表 1 中为不同频率的肌肉组织和皮肤的相对介电常数和电导率。

表 1 相关电导率和相对介电常数

Table 1 Relative conductivity and relative permittivity

组织	频率 M/Hz	电导率 S/m	相对介电常数
肌肉	30	0.658 03	91.812
肌肉	6 850	6.266 3	47.06
皮肤	30	0.341 68	152.94
皮肤	6 850	4.673 1	34.215

本文为评估在 UWB 频段与 HBC 频段采用人体通信技术实现身份识别的效果,如表 2 所示,建立 12 个人体模型进行计算。人体模型身高体重的设置参考实验室其他同学的身体参数,覆盖了男女、高矮、胖瘦各个条件。其中 Mode 1~4、Mode 9 以及 Mode 10 为男性模型,Mode 5~8、Mode 11 以及 Mode 12 为女性模型。

表 2 人体模型相关参数

Table 2 Human body model related parameters

Model	身高/cm	体重/kg
Model 1	163	79
Model 2	165	51
Model 3	187	71
Model 4	190	100
Model 5	155	74
Model 6	160	49
Model 7	168	61
Model 8	175	82
Model 9	171	50
Model 10	185	60
Model 11	158	43
Model 12	169	49

2 特征数据采集与分析

为了达到识别身份的最终目的,本文在建立好的 12 个人体模型上分别采集 UWB 频段和 HBC 频段的生物特征数据制作数据集。本文用电极模拟天线作为发射极与接收极,接收极与发射极都由两个距离为 5 mm 的 30 mm×30 mm 的电极片组成,每个电极片的厚度为 0.2 mm,其中电极片间隔为 5 mm,此间隔可以通过坐标值设定。在每个人体模型上设置接收极与发射极,发射极位于人体模型心脏处,接收极分别位于右胸、左腕、右腕、左腰、右腰、左上臂、右上臂、左大腿、右大腿、左小腿、右小腿。通过上述的 1 个发射极以及 11 个接收极在每个人体模型上建立 11 条传播链路。这 11 条链路基本构成一个人体的四肢及躯干。发射极和接收极位于人体模型上方大约 2 mm 处。

本文在两个频段下对静止站立状态下的人体模型进行测量。考虑到在实际测量情况中,接收极的位置在每次测量时不可能完全相同。因此,对每个模型的每条链

路进行 15 次测量。本文在每个模型放置接收极时都按照第一次放置的位置重新放置,接收极位置在每个方向上的误差不超过 3 mm。本文使用 FDTD 方法基于 Yee 氏元胞分析法对 Maxwell 方程进行离散化,发射极发射信号的电压为 v_0 ,通过电磁仿真软件计算得出接收极接收信号的电压为 v_1 ,最后通过公式:

$$PL_{\text{db}} = 10\lg \frac{\int_{f_L}^{f_H} |F[v_0(t)]|^2 df}{\int_{f_L}^{f_H} |F[v_1(t)]|^2 df}$$

(4)

得到生物特征数据(路径损耗),其中 f_H 和 f_L 分别为频率的上下界, F 表示傅里叶变换^[14]。

每条链路的每次测量可以获取 1 条生物特征曲线,每条曲线为 1 组生物特征数据,可以获取 1 001 个特征点。每条链路测量 15 次,获得总计 180 条曲线组成每条通信链路的数据集。在测量 12 个人体模型的 11 条通信链路 15 次后,最终获得 1 980 组数据,每组特征数据有 1 001 个特征值,最终得到本文所使用的样本数据集。

利用人体通信采集到的生物特征曲线如图 2 所示,图 2(a)为 12 个人体模型在 UWB 频段测量到的左胸到左腕的生物特征曲线,图 2(b)为 12 个人体模型在 HBC 频段测量到的左胸到左腕的生物特征曲线。生物特征曲线的横坐标为频率,纵坐标为以 dB 为单位的路径损耗。从图 2 中可以观察到 UWB 频段和 HBC 频段的生物特征曲线都有各自的趋势。虽然每个人的生物特征曲线的趋势相似,但是每条曲线之间不重合,甚至有个别曲线较为突出。由此可见,不同人体的生物特征之间存在差异。因此,基于人体通信的链路路径损耗可以作为生物识别特性来实现身份识别。

3 基于人体通信的身份识别结果分析

支持向量机(SVM)是基于统计学习理论提出的,对解决机器学习和数据分析问题是很好的工具^[15]。支持向量机以结构风险最小化原则达到构建优化分类超平面的效果,其快速收敛的特点能够提高分类器的泛化分类能力。支持向量机对小样本数据、非线性映射、高维空间运算的问题能很好的解决^[16]。支持向量机可以利用核函数将特征向量映射到高维的空间中,使原本线性不可分的数据找到最优线性分类面^[17]可以用式(5)表示:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x, z) + b)$$

(5)

其中, $K(x, z)$ 代表核函数,可选用如线性核、多项式核、高斯核等构成不同的支持向量机^[18]。

支持向量机是针对二分类问题设计的分类器^[19],不能直接用于多分类,但是可以通过“one vs one”或“one vs

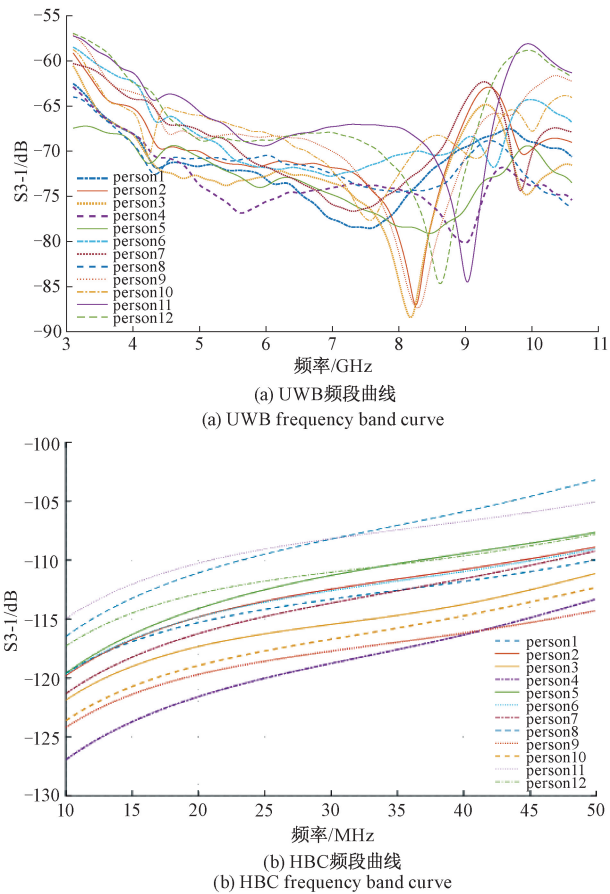


图 2 生物特征曲线

Fig. 2 Biometric curve

rest”的方式达到多分类的效果。“one vs one”指一对一模式,是在任意两类样本之间设计一个 SVM 分类器,因此分 12 个类别的样本就需要设计 66 个 SVM 分类器,然后进行投票决策。由于“one vs one”方式需要构建的分类器数量过多,分类模型运算时间较长。考虑实际情况,本文用支持向量机“one vs rest”即一对多方式实现支持向量机的多分类,训练时依次把某个类别的样本归为一类,其他剩余的样本归为另一类,这样 12 个类别的样本就构造出了 12 个 SVM 分类器,用二分类的方法达到多分类的目的。

本文通过建立 12 个人体模型并设置左胸到右胸,左胸到右腰,左胸到左腰,左胸到左腕,左胸到右腕,左胸到左臂,左胸到右臂,左胸到左大腿,左胸到右大腿,左胸到右小腿,左胸到左小腿这 11 条传播链路,对每个模型重置接收极测量 15 次后,采集到 1 980 组生物特征数据,每组数据有 1 001 个特征点,总计 19 819 808 个数据作。将数据随机划分为训练集与测试集,将训练后的模型对测试集进行预测,以评估模型的性能。本文具体计算过程如图 3 所示。

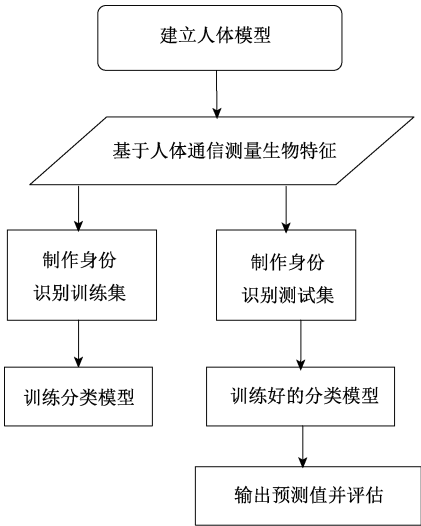


图 3 身份识别计算流程

Fig. 3 Identification calculation flow chart

利用上述计算过程,本文在两个频段通过不同链路分别进行身份识别的结果如表 3 所示。由表 3 可以观察到 UWB 频段最高识别率为 95.79%,是左胸到右小腿链路,最低识别率是 83.33%,为左胸到左臂链路。HBC 频段识别率最高的链路是左胸到右小腿,为 71.3%,最低识别率为 45.18%,是左胸到左腰链路。

表 3 11 条链路通信距离及识别率

Table 3 11 links communication distance and recognition rate

通信链路	通信距离/mm	UWB/%	HBC/%
左胸-右胸	165	91.96	64.07
左胸-右腰	285	93.91	63.90
左胸-右臂	310	91.27	68.52
左胸-右腕	540	94.44	70.37
左胸-右大腿	675	94.18	70.74
左胸-右小腿	1 060	95.79	71.30
左胸-左臂	175	83.33	56.25
左胸-左腰	210	85.38	45.18
左胸-左腕	460	86.74	59.63
左胸-左大腿	650	90.74	65.18
左胸-右小腿	1 040	91.53	67.78

总体上看,UWB 频段每条链路的识别率都要高于 HBC 频段。图 4 中虚线左侧为发射极到人体模型右侧的传播链路,右侧为发射极到人体模型左侧的传播链路。折线 b_1 与折线 a_1 分别为 UWB、HBC 的不同链路识别率。由图 4 可知,在同一通信距离下,两个频段从左胸到人体右半侧的链路识别率都普遍高于从左胸到人体左半侧的链路。此外,在同一侧随着链路的通信距离的增加,HBC 频段和 HBC 频段的识别率都呈上升趋势。

以单条链路为数据集只有 180 组数据而特征值达到

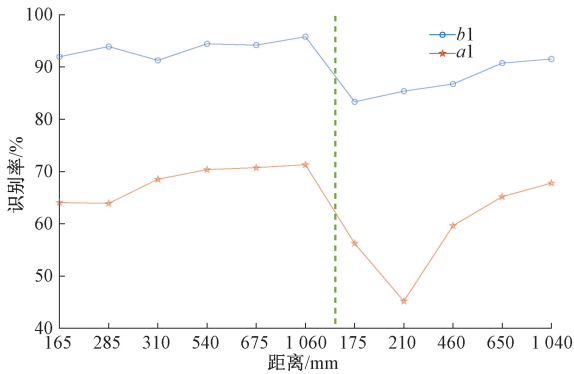


图4 不同链路识别率

Fig. 4 Different link recognition rate

1 001 个,数据量过小,特征值又过多,容易导致训练出的模型精确度高但是召回率低的问题,模型泛化能力差。为了增加模型泛化能力,本文增加身份识别模型训练的样本数据集,将测量到的 11 传播链路的所有路劲损耗都作为身份识别的数据集。本文将支持向量机分别用线性核、多项式核以及高斯核作为核函数对两个频段的总样本数据集分别进行模型训练和结果预测。得到的识别率结果如图 5 所示,UWB 频段的最高识别率为 96.41%,HBC 频段的最高识别率为 64.478%。总体上看,无论使用哪种核函数,UWB 频段的识别率要比 HBC 频段高很多。导致这样的原因是 UWB 频段比 HBC 频段的总带宽大,生物特征曲线起伏波动更明显导致采集到的特征点变化较大,使不同模型之间的差异更为显著。此外,由图 5 可知使用带有高斯核函数的 nu-SVM 对 HBC 频段的识别率最高,使用带有高斯核函数的 C-SVM 对 UWB 频段的平均识别率最高。综上所述,在人体通信的常用频段中,UWB 频段更适合作为基于 SVM 的人体通信身份识别的频段。

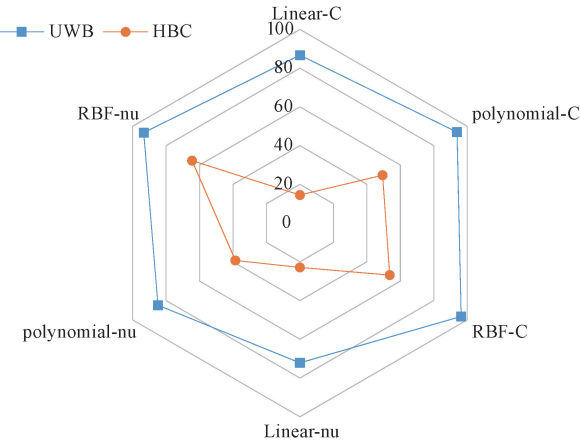


图5 各模型识别率对比

Fig. 5 Comparison of the recognition rate of each model

为了进一步评估训练模型的性能,可以通过 FRR、FAR、TRR 和 FAR 计算等误差率 (equal error rate, EER) 和曲线下区域面积 (area under curve, AUC) 进行评估^[20]。EER 是指错误接受率 FAR 等于虚假拒绝率 FRR 时的错误率,AUC 的含义是当随机挑选一个正样本和一个负样本时,根据当前的分类器计算得到的 score 将这个正样本排在负样本前面的概率,也指接受者操作特性曲线^[21]。通常可以用 AUC 评价分类器对于正、负样例的识别能力。使用 AUC 值作为评价标准是因为很多时候 ROC 曲线并不能清晰的说明哪个分类器的效果更好,而 AUC 作为一个数值更加直观且不受样本正负比例的影响。等误差率 EER 和曲线下区域 AUC 范围都在 0~1 之间。AUC 值越高且 EER 值越低意味着模型的高性能。

由于测试集与训练集由 7 : 3 划分,因此在 UWB 频段下,使用 528 组测试后的结果如表 4 所示,表中的 EER 和 AUC 为 12 个分类器的均值。使用 C-SVM 得到的 AUC 都比 Nu-SVM 的高,而得到 EER 比后者更低,计算速度也更快。所以,在 UWB 频段的身份识别使用 C-SVM 的性能更优。使用高斯核的 C-SVM 模型 AUC 为 0.999 1,EER 为 0.017 2%。使用高斯核的 Nu-SVM 模型 AUC 为 0.998 3,EER 为 0.034 4%。由此可知,无论哪种 SVM,使用高斯核函数后都能得到比其他核函数更高的 AUC 和更低的 EER,但是使用其他核函数的计算速度更快。综合多种因素,使用高斯核函数的 SVM 更适合 UWB 频段下的人体身份识别。所以,带有高斯核的 C-SVM 进行身份识别更适合在 UWB 频段下使用。

表4 模型参数对比

Table 4 Model parameter comparison				
模型	AUC	EER/%	ACC/%	running time/s
C-rbf	0.999 1	0.017 2	96.41	0.722 8
C-poly	0.997 8	2.168	93.94	0.518 7
C-linear	0.990 9	3.921 8	86.74	0.614
Nu-rbf	0.998 3	0.034 4	93.37	0.770 6
Nu-poly	0.992 6	4.517	84.85	0.647 1
Nu-linear	0.962 7	10.41	72.16	0.727 8

一般来说,在身份识别实际应用场景中需要快速、便捷,因此有必要减少身份识别的计算量和耗时。为了实现快速识别的目的,用于生物识别的特征数量不应过多。为了减少特征数据的数量,本文认为可以选取 UWB 频段中的子频段作为数据集以加快生物识别速度。为选取合适的子频段,如图 6 所示实线 x_2 为 12 个人体模型的生物特征标准差,虚线 x_1 为同一个人体模型测量多次的生物特征标准差。

由图 6 可知,在 4~6 GHz、8~10 GHz 之间不同人体模型测量值的标准差较大,说明上述频率范围内的人体模型之间有明显的差异。 x_2 曲线总体较为平稳,表明同

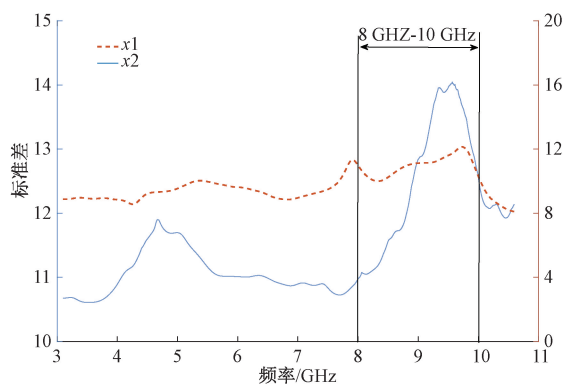


图 6 样本标准差

Fig. 6 Sample standard deviation

一人体模型的多次测量之间的变化较小。由于 4~6 GHz 这一频段容易受到移动通信的干扰,所以本文认为 8~10 GHz 可能适合作为 UWB 频段进行身份识别的子频段。选取 8~10 GHz 频段将 1 001 个特征点减少到 267 个,然后用带有高斯核的 C-SVM 进行身份识别,准确率为 96.21%,计算速度为 0.142 s。由此可见,选取 8 G~10 GHz 这一频段可以作为 UWB 频段的子频段实现快速身份识别。

4 结 论

本文通过建立不同人体模型并设置多条通信链路,利用电磁波在人体通信信道传输产生的路径损耗作为生物特征。在 UWB 频段和 HBC 频段下,对左胸到右胸,左胸到右腰,左胸到左腰,左胸到左腕,左胸到右腕,左胸到左臂,左胸到右臂,左胸到左大腿,左胸到右大腿,左胸到右小腿,左胸到左小腿这 11 条覆盖人体躯干及四肢的链路分别使用支持向量机进行身份识别。通过上述过程得出结果并分析,本文认为随着通信链路的传输距离的增加,识别率增高。此外,通过增加链路来增加样本数据,并使用带有线性核、多项式核和高斯核的 C-SVM 和 Nu-SVM 对其验证发现 UWB 频段比 HBC 频段更适合作为基于支持向量机的身份识别的频段。在 UWB 频段使用高斯核的 C-SVM 得到最高识别率 96.41%,最高 AUC 为 0.999 1,以及最低 EER 为 0.017 2%。

为了实现快速身份识别目的,本文选取 8 G~10 GHz 的 UWB 子频段将特征点减少到 267 个再用带高斯核的 C-SVM 进行身份识别,识别率达到 96.21%,计算时间降低到 0.142 s,这表明通过这种方式降低特征点实现快速识别是可行的。由于本文建立的人体模型是单一的站立姿势,未能考虑到动态人体的身份识别情况。所以,下一步主要针对动态人体模型的身份识别进行研究。

参考文献

- [1] 朱小奇. 无线体域网中可穿戴天线和容性耦合人体通信研究[D]. 南京:南京理工大学,2018.
ZHU X Q. Research on wearable antenna and capacitive coupling human body communication in wireless body area network [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.
- [2] 李四楠. 基于人体通信的可穿戴网络关键技术应用与研究[D]. 深圳:中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院),2020.
LI S N. Application and research on key technologies of wearable network based on human body communication[D]. Shenzhen: University of Chinese Academy of Sciences (Chinese Academy of Sciences), 2020.
- [3] RANDAZZO L, ITURRATE I, PERDIKIS S, et al. Mano: A wearable hand exoskeleton for activities of daily living and neurorehabilitation [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 3(1): 500-507.
- [4] JUNG J, LI M, KIM Y T. Study on 13. 56 MHz out-to-in body channel and its coexistence with human body communication for capsule endoscope [J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2021, 63 (11): 2819-2825.
- [5] 周灵丽,廖薇,侯宋跃. 基于 HBC 频段动态人体信道传输特性的研究[J]. 计算机应用研究,2021,38(10): 3120-3124.
ZHOU L L, LIAO W, HOU S Y. Research on dynamic human channel transmission characteristics based on HBC frequency band [J]. Computer Applied Research, 2021, 38(10): 3120-3124.
- [6] HAN F, LI B, SHI J, et al. HBC-UWB channel modeling for in-body to on-body communication link [C]. 2019 IEEE 19th International Conference on Communication Technology (ICCT). IEEE, 2019: 1458-1462.
- [7] LIAO W, MURAMATSU K, WANG J. Path loss analysis and transceiver development for human body communication-based signal transmission for wearable robot control [J]. IEEE Access, 2021, 9: 20127-20135.
- [8] XIANG J, DONG Y, XUE X, et al. Electronics of a wearable ECG with level crossing sampling and human body communication [J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2018, 13(1): 68-79.
- [9] ZEINELABEDEEN W, UYGUROGLU R. Characterization of human body channel for oblique incident case of plane wave in the 0.1 ~ 10 GHz frequency band for special health care monitoring application [C]. 2020 28th Signal Processing and

- Communications Applications Conference (SIU). IEEE, 2020: 1-4.
- [10] 周丙涛,陈世强,程宇阳,等. 基于足底压力传感器与深度学习的生物身份识别[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 108-115.
- ZHOU B T, CHEN SH Q, CHENG Y Y, et al. Biometric identification based on plantar pressure sensor and depth learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 108-115.
- [11] NAGAOKA T, WATANABE S, SAKURAI K, et al. Development of realistic high-resolution whole-body voxel models of Japanese adult males and females of average height and weight, and application of models to radio-frequency electromagnetic-field dosimetry[J]. Physics in Medicine & Biology, 2003, 49(1): 1.
- [12] WANG J, WANG Q. Body Area Communications: Channel Modeling, Communication Systems, and EMC[M]. John Wiley & Sons, 2012.
- [13] SHI J, ANZAI D, WANG J. Diversity performance of UWB low band communication over in-body to on-body propagation channel[C]. 2012 6th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP). IEEE, 2012: 535-539.
- [14] 石晶晶,刘力嘉,韩福晔,等. 人体通信频段体内至体表信道特性分析与建模[J/OL]. 电子与信息学报: 1-9 [2021-12-20].
- SHI J J, LIU L J, HAN F Y, et al. Analysis and modeling of intrabody to surface channel characteristics in human communication band [J/OL]. Journal of Electronics and Information Technology: 1-9 [2021-12-20].
- [15] DAI H. Research on SVM improved algorithm for large data classification [C]. 2018 IEEE 3rd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA). IEEE, 2018: 181-185.
- [16] KLYUEVA I. Improving quality of the multiclass SVM classification based on the feature engineering[C]. 2019 1st International Conference on Control Systems, Mathematical Modelling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). IEEE, 2019: 491-494.
- [17] LIU H, XIAO X, LI Y, et al. Effective data classification via combining neural networks and SVM [C]. 2019 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2019: 4006-4009.
- [18] 徐云,王福能. 采用 sEMG 的手势识别用 APSO/CS-SVM 方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 1-7.
- XU Y, WANG F N. An APSO/CS-SVM method for gesture recognition based on SEMG is presented [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 1-7.
- [19] 张仕霞,蒲文莉,蒋新,等. 基于聚类边界提取的支持向量机算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(6): 110-115.
- ZHANG SH X, PU W L, JIANG X, et al. Support vector machine algorithm based on clustering edge extraction[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(6): 110-115.
- [20] 郭毅博,孟文化,范一鸣,等. 基于可穿戴传感器数据的人体行为识别数据特征提取方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(8): 1246-1253.
- GUO Y B, MENG W H, FAN Y M, et al. Human behavior recognition data feature extraction based on wearable sensor data[J]. Proceedings of the Computer-Aided Design, 2021, 33(8): 1246-1253.
- [21] 王振,王旭智,万旺根. 基于运动差值熵的实时人群异常检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(10): 119-124.
- WANG ZH, WANG X ZH, WAN W G. Real-time crowd anomaly detection based on motion difference entropy[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(10): 119-124.

作者简介



吴秋雯, 2019 年于淮阴工学院获得学士学位, 现为上海工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为人体区域通信及生物电磁学。

E-mail: wuqiuwen97@163.com

Wu Qiuwen received a B. Sc. degree from Huaiyin Institute of Technology in 2019. She is currently a M. Sc. candidate at Shanghai University of Engineering and Technology. Her main research interests include human body area communication and bioelectromagnetic.