

自然人机交互中实体局域固有频率识别方法

李晓玲^{1,2}, 张丽霞^{1,2}, 李佳伟^{1,2}, 高远¹, 朱慧进^{1,2}, 郑子明^{1,2}

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安;

2. 西安交通大学数字医疗器械与仪器国际联合研究中心, 710049, 西安)

摘要: 为了实现人-机-环的自然交互,解决按键以及图形界面等交互方法存在的用户学习成本高、操作不便等问题,提出了一种采用主动声传感系统的局域固有频率识别的实体交互方法。该方法首先运用主动声传感技术构造多频率恒频声源信号,以激励交互实体系统按固有频率产生振动响应;然后识别并提取局域固有频率特征,对不同时长和幅值进行参数组合,选择稳定性最佳的组合模式定义成不同交互手势;最后选择 KNN 算法进行特征分类和识别。设计了以木质台面控制雾化玻璃状态的交互实验,实验结果表明:所提局域固有频率识别方法能有效地过滤噪声,对交互过程中边界条件的改变响应迅速且结果准确;相较于传统操控方法,所提方法的最大优势在于运用了自然人机交互方式,能够有效降低用户的学习成本,使“物物皆界面,处处可交互”成为可能。

关键词: 自然人机交互;局域固有频率;实体交互;主动声传感;手势

中图分类号: TB5;TP181 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202006002 **文章编号:** 0253-987X(2020)06-0010-08



OSID 码

A Tangible Interaction Method for Recognizing Local Natural Frequency in Natural Human-Computer Interaction

LI Xiaoling^{1,2}, ZHANG Lixia^{1,2}, LI Jiawei^{1,2}, GAO Yuan¹, ZHU Huijin^{1,2}, ZHENG Ziming^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. International Joint Research Center for Digital Medical Devices and Instruments, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To realize the multi-channel natural interaction and solve users' problems of high learning cost and inconvenient operation in the key interaction and graphical interface interaction methods, this paper proposes a tangible interaction method based on recognizing the local natural frequency of active acoustic sensing system. Firstly, the active acoustic sensing technology is used to construct multi-constant-frequency sound signals, and to excite interactive entity system generating vibration resonance according to the natural frequency. Then, the local natural frequency characteristics are identified and extracted, and the parameters with different durations and amplitudes are combined. The combination of parameters with the highest stability is selected and defined as different interactive gestures. Finally, the KNN classification algorithm is selected for feature learning and recognition. An application experiment using wooden countertops to control fog glass is designed. Experimental results show that the system can effectively filter noise and respond the change of boundary conditions quickly with accurate results in the interaction process. Compared with traditional interaction methods, the method has the advantage of using a natural and intuitive way to effectively reduce users' learning cost, making

the concept of “things are all interface, everywhere can be interactive” possible.

Keywords: natural human-computer interaction; local natural frequency; tangible interaction; active acoustic sensing; gesture

近年来,利用语音、手势、人脸信息识别技术等获取多方位交互意图和行为习惯已成为自然人机交互的常规方法^[1-2],而实体交互(tangible interaction, TI)作为一种新兴的自然交互技术,用户可以通过实体交互界面(TUI)与数字信息进行交互^[3]。实验交互的优势在于运用了自然直觉(intuitive)的方式,将交互界面的交互方式与用户日常的生活经验相匹配^[4],使得用户在使用交互界面时可以根据自己的生活经验直接进行交互使用,不需要专门训练和说明进行额外的学习和适应^[5-6]。该技术源自美国麻省理工学院可触摸媒体(tangible media)实验室的 Hiroshi Ishii 教授,称实体交互为可触知位元(tangible bits),主要将数字信息转换为可以直接进行操作和感知的物理形态,即数字信息实体化^[7],使自然界“万物皆界面,处处可交互”成为可能。

目前,许多科研组织都对实体交互技术进行了探索。例如:2010年,韩国首尔国立大学的 Miji Park 等研究了如何使用实体对家庭能源设备进行管理^[8];2012年,Mayank Goel 等设计了 Gripsense 系统,该系统可以利用移动设备的触摸屏及其内置的惯性传感器和振动电机来识别用户单手或双手的交互手势^[9];2013年,Makoto Ono 等提出了一种新型的声学触摸感应技术,可以识别丰富的触摸环境^[10];2016年,日本筑波大学的 Kazuki Tada 等研究了使用机器视觉的方式,通过纸牌对智能家居进行控制^[11];2018年,日本明治大学的 Nakano 等使用主动声传感技术,通过3D打印设计制作了游戏手柄、发声玩具以及控制开关等^[12],同年,荷兰埃因霍芬理工大学的 Tom van Rooij 等使用多传感器,通过手势接触实体,感知用户按压的力度和动作对灯光饱和度和色温分别进行调整^[13]。国内研究方面,2016年,哈尔滨工业大学的张汉丹在论文中以音乐可视化为研究目标,以实体交互技术为基础,开发了实体用户界面下的音乐情感可视化系统,并对用户体验进行研究^[14];清华大学美术学院陈怡与刘振生以实体交互为方法,在家庭亲子游戏的情境下,进行了一款学龄前儿童早教产品的设计^[15]。

实体交互中主要运用声传感技术,即通过改变交互系统的边界条件,提取局域声学特性变化参数而完成对交互状态的识别^[16-17]。2009年,T. Col-

lins 在 *Electronics Letters* 中介绍了一种主动声传感交互方法,对人在与交互平面进行交互时手接触平面的位置进行了识别^[18]。2018年,美国佐治亚理工学院的 Zhang Cheng 等人通过主动声传感穿戴设备识别人的静态手势^[19]。在被动声传感方面,2017年,中国人民解放军陆军工程大学的 Luo Gan 等人,通过识别动态手势在交互界面上发出的声音,对不同的动态手势进行了识别^[20]。

本文以“万物皆界面”为宗旨提出了一种主动声传感局域固有频率识别的实体交互方法,该方法基于实体的共振特性构建人机交互界面,通过识别和提取实体的局域固有频率实现交互响应,并以日常用品为例进行了系统的搭建和应用验证,通过触摸位置或手势的改变,尝试多种交互方式的可能性。

1 主动声传感理论

1.1 声传感技术

声传感技术(acoustic sensing)是以声传感器为主体,通过分析声信号的幅值、相位、频率等信息,对某一物理现象或物理特性进行研究的方法。声传感技术按声源与声传感系统的关系分为被动声传感技术和主动声传感技术。

被动声传感技术的声源来自于外界声传感系统,仅对声音信号起采集和分析作用,与主动声传感技术相比,没有声源发生系统,通过捕获和分析用户动作产生的声音来检测用户的输入,对动态交互的感知识别更为直接。

主动声传感技术中,声源信号由声传感系统发生,声传感系统起到声源信号发生、声音信号采集及分析作用。使用主动声传感,其主要优势在于系统可以生成自身的声音并检测到由用户的动作引起的声音变化,甚至可以检测不同的触摸压力,即可以对静态的交互动作进行感知。对动态交互的感知也可以通过算法实现,只是需要一定的时间进行静态感知。

在本文的实体交互研究中,主要研究对静态交互动作的识别,因此采用主动声传感技术进行系统的研究与设计。

1.2 频率特征与实体特征

实体系统振动的频率与初始条件无关,而仅与

系统的固有特性有关^[21]。系统的共振频率是系统在有阻尼情况下系统固有频率的体现^[22]。当系统阻尼很小时,共振频率约与系统自然频率或称固有频率相等^[23]。通常一个系统有多个共振频率,对应多个固有频率,而系统在这些频率上能够以更小的能量产生更大的振动。如果引起振动的频率比较复杂,即包含有多种频率成分,系统一般会以激励频率成分中自身的固有频率振动。

对实体系统而言,通过对系统质量分布、连接方式等固有特性的改变可以影响系统的共振频率,不同的共振频率对应不同的局域固有频率,而对系统振动频率特性的分析可以对系统的局域固有频率进行识别,进而可以对系统不同的实体特征进行分类。

实体系统可能会在不同的质量分布或连接方式下产生同样的频率特性,因此通过频率对系统特征进行求解的过程是一个一对多的多解问题,也就意味着存在一种可能,即由于两种实体交互状态具有同样的频率特性,会出现无法通过频率特性进行状态识别的情况。因此,在识别实体特征频率时,要确保交互手势以及触摸位置等区分度明显,从而使物体达到有效振动。实体特征的频率识别流程如图 1 所示。

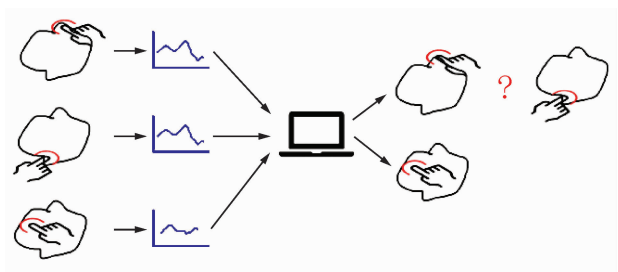


图 1 实体特征的频率识别流程

2 主动声传感系统设计

2.1 系统框架设计

系统设计的基本逻辑为通过主动声传感系统所发生的声源信号激励实体交互系统,采集并分析实体交互系统的频率特征,通过机器学习算法对实体交互特征与局域固有频率特征进行匹配,最终根据局域固有频率特征识别出交互系统的交互特征并进行反馈响应。

根据以上思想设计的主动声传感实体交互系统包括“感”“知”“控”3 个子系统,具体为声传感系统、特征识别系统和控制系统。各子系统的具体内容如下。

(1)声传感系统由两个功能模块构成:功能模块 1 为声源信号输出,使用研究构造的声源信号激励交互实体振动;功能模块 2 为声音信号采集,主要配合声源信号,对声源信号激励出的实体振动声音信号进行采集,并将采集到的声音信号处理成特征识别系统所需要的数据形式。

(2)特征识别系统使用机器学习算法,通过对声传感系统采集处理的局域固有频率特征数据进行学习,使特征数据与实体交互特征匹配和分类,特征识别系统还起到控制命令发生的功能,即根据识别到的实体特征向控制系统发出相应的控制命令。

(3)控制系统包括硬件控制模块和软件控制模块,通过接受特征识别系统中的控制命令对实际软硬件进行控制。

主动声传感实体交互系统的具体框架如图 2 所示。

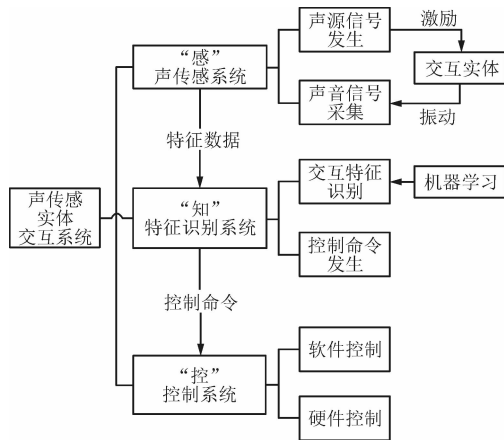


图 2 主动声传感实体交互系统框架图

2.2 硬件选型与连接

压电陶瓷片除能将电压信号转换为压电陶瓷的形变外,还能在发生形变时,在其内部产生一定的电荷,从而在陶瓷片上下两侧间形成电势差。故而交互实体声音信号可使用直径为 20 mm 的压电陶瓷片采集和放大。

声音信号通过电脑自带的声卡进行采集和 A/D 信号转换,同时电脑也作为信号的储存设备,即可以同时进行信号的输出和采集。

压电陶瓷片与电脑之间的信号传输通过 3.5 mm 音频孔进行。压电陶瓷片通过导线与 3.5 mm 音频插头连接,再通过 3.5 mm 音频插头与电脑音频孔连接。

声传感数据采集实验系统连接框图构建如图 3 所示,图 4 为声传感数据采集实验平台。

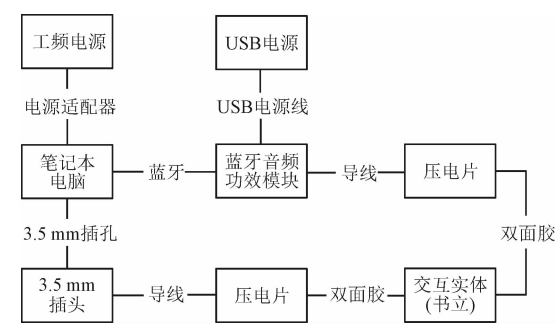


图 3 声传感数据采集实验系统连接框图

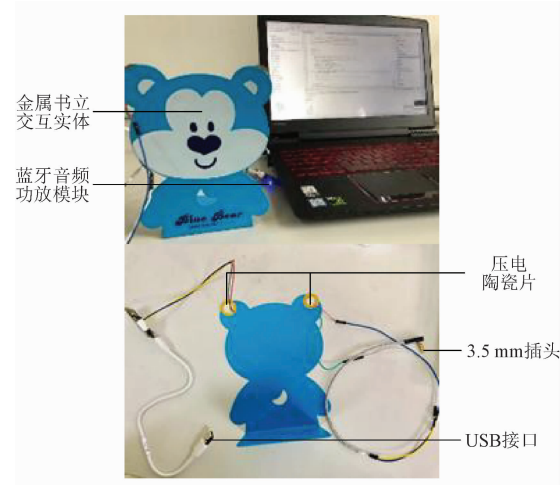


图 4 声传感数据采集实验平台

3 实体交互测试系统

在不同采样时长和信号强度组合下,为保证采集数据的稳定性,实际选择信号强度较小和采样时长较短的参数组合,以提高系统实时性,减少信号噪声对使用体验造成的负面影响。

3.1 声源信号采集实验

交互系统的频率特征采集使用多频率恒频信号,通过恒频声源信号激励交互实体系统,使交互实体系统发生振动,将振动信号转换为声音信号,采集其信号频率特征。

设置初始频率为 800 Hz,对间隔 200 Hz,幅值为 1 mV,初相位为 0 rad 的正弦函数进行求和,记和函数为 $F(t)$,表达式如下

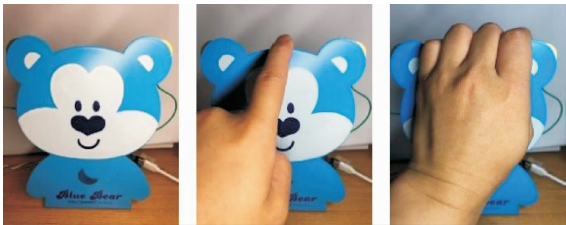
$$F(t) = \sum_{i=0}^{\theta} \sin[2\pi(800 + 200i)t] \quad (1)$$

式中: $F(t)$ 即为声源信号函数。系统采样基本参数的预设值如表 1 所示。

本实验使用两种手势改变实体的局域固有频率,并对没有施加手势时的原状态的交互系统进行频率数据采集。数据采集实验系统状态如图 5 所示。

表 1 系统采样基本参数及预设值

参数	预设值
声源信号频率/Hz	800~2 800
声源信号幅值/mV	1
声源信号输出音量/dB	10,30,50
音频采样频率/Hz	44 100
单段采样时长/s	0.2,0.5,0.8
采样组数	150
通道数	1



(a) 状态 0 (b) 状态 1 (c) 状态 2

图 5 数据采集实验系统状态

单次实验使用一组参数组合和 3 种特征模式,共 9 次实验。

首先使用 0.8 s、50 dB 的组合进行实验。系统运行初始化数组后,对不改变频率的系统状态 0 进行 120 s(0.8 s×150)的数据采集,并将数据存入事先设定的存储数组。之后提示实验人员改变系统至状态 1,经过 3 s 的等待时间后进行 120 s(0.8 s×150)的数据采集,并将数据存入事先设定的存储数组。同理对状态 2 的数据进行采集。第一组参数完成后,改变系统参数至其他组合,重复(0.8 s,50 dB)音量组合的实验步骤,完成所有的数据采集工作。

3.2 数据处理

通过声源信号采集实验,验证了声传感系统可以进行正常的数据采集工作,并且通过对系统运行状态的评估,以及对采集数据的变异系数及极差的研究,最终选择具有最佳数据稳定性的参数组合(0.8 s,10 dB),即 0.8 s 的采样时间和 10 dB 的音量组合。

数据处理结果表明,采样时间过短,系统的稳定性变差,而当声音过大时,系统的噪声极大,因此排除采样时间为 0.2 s 的组合以及音量为 50 dB 的组合。与使用(0.5 s,30 dB)的参数组合相比,(0.8 s,10 dB)尽管具有更好的数据稳定性,但在系统状态为 0 时,数据稳定性相对较差。同时,使用 0.8 s 的采样时长,牺牲了系统一定的实时性。

因此,在更需要系统响应速度的应用背景中,可

以选择(0.5 s, 30 dB)的参数组合,而在对系统响应速度并不十分严格的应用背景中,(0.8 s, 10 dB)的参数组合更优。

在接下来的研究中,系统使用了数据采集更稳定的 0.8 s 采样时间配合 10 dB 音量的参数组合,为特征的学习和分类提供数据样本。

3.3 特征学习和识别

在机器学习算法中,目标频率为机器学习特征,而某个系统状态下采集出的数据组即为样本。可视化处理对 3 个系统状态下各个特征频率的样本数据绘制了散点图,并将同一特征频率的数据进行比较,判断是否具有能够使用机器学习进行分类的可能性,并辅助机器学习算法的选择。同时,考虑到对于不同的交互系统,频率特性可能会发生变化,因此,并没有单独使用某一频率的声源信号对系统特征进行分析。图 6 所示为 0.8 s 采样时长、10 dB 音量下截取的以 1.8 kHz 的声源信号为横坐标、1.2 kHz 的声源信号为纵坐标所测得的声音信号的局部样本数据散点图。

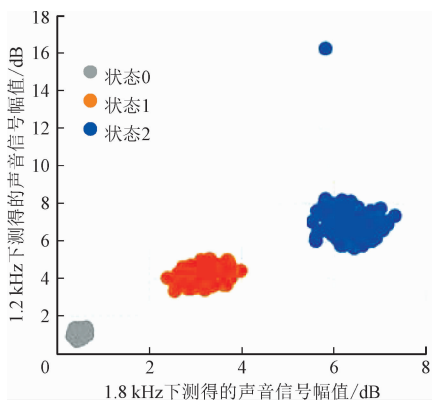


图6 局部样本数据散点图

从图 6 的散点图上可以看出,3 种状态的样本数据分布具有明显的区分,证明机器学习有足够的可能对系统的 3 种状态进行区分。进行特征学习的目的,是将系统的交互特征与控制信号相匹配。系统的输入为系统某状态下采集到的数据样本,预期输出则是系统相应的状态号,因此选择监督学习算法。由于系统具有明确的输入输出的对应关系,因此系统解决的是分类问题,因此采用机器学习分类算法^[24-25]。

在目前的数据中,每个特征具有 150 组数据。而在系统实际使用时,150 组数据会占用一定的学习时间。为适当降低学习所用时间,尝试使用更少的训练集训练数据,并观察算法在测试集的识别准确率,程序首先分别采集 12、24、36、48、60 组数据作

为训练集,对应的采样时长依次为 15、30、45、60、75 s;然后分别使用 KNN 算法和随机森林算法对上述 5 个训练集进行测试,得到 2 种算法下的识别精度。

KNN 算法的工作原理是:存在一个样本数据集合,也称作训练样本集,并且样本集中每个数据都存在标签,即样本集中每一数据与所属分类的对应关系。输入没有标签的新数据后,将新数据的每个特征与样本集中数据对应的特征进行比较,然后算法提取样本集中特征最相似数据(最近邻)的分类标签。

KNN 算法的核心参数为 k 值。 k 值较小,就相当于用较小的领域中的训练实例进行预测,意味着整体模型变得复杂,容易发生过拟合; k 值较大,就相当于用较大领域中的训练实例进行预测,意味着整体模型变得简单,容易发生欠拟合。一般来说,只选择样本数据集中前 k 个最相似的数据,这就是 k 近邻算法中 k 的出处,通常 k 是不大于 20 的整数。最后,选择 k 个最相似数据中出现次数最多的分类,作为新数据的分类。

通过计算不同 k 值下验证集的识别准确率,并进行比较后,选择识别准确率最高的 k 值。在 $k=3$ 时,识别准确率最高,因此确认 $k=3$ 为最优参数。

随机森林是基于决策树模型的改进算法,是一种常用的分类算法,对数据的训练和识别速度较快。决策树是一种从一系列的 if/then 的判断中进行类别判断的算法,而随机森林是一个包含多个决策树的分类器,对数据的训练和识别速度较快。随机森林中的每棵树通过对原数据的自助采样产生,即通过有放回的随机采样方式进行重采样,通过这样生成的随机森林可以减少单一决策树对训练集数据过拟合的问题。

在测试过程中,使用相同的随机因子,以保证测试集数据之间具有比较性。然而,在实际使用时,由于采样学习的过程本身具有随机性,因此随机因子的选择对实际系统运行并没有影响。2 种算法的测试结果如表 2 所示。

观察数据可知,尽管数据使用了较少训练集,但仍然具有非常高的识别精度。由表 2 可以看出:无论选取 12、24、36、48、60 中的哪一个作为训练集数据组数时,KNN 算法的训练精度和测试精度始终为 100%;对于随机森林模型,选择 12 组数据时,数据的训练精度稍差,当选择 24 组数据作为训练集时,数据具有最高的对测试集的泛化精度;总体而言,随机森林模型在使用上述 5 种数量的训练数据

组数时,其精度都是可以接收的。系统最终选用的是 KNN 分类算法。

表 2 KNN 算法与随机森林算法测试精度比较

数据组数	采样时长/s	训练精度/%		测试精度/%	
		KNN	随机森林	KNN	随机森林
12	15	100	97.2	100	95.7
24	30	100	100	100	98.7
36	45	100	100	100	96.5
48	60	100	100	100	98.0
60	75	100	100	100	98.1

同时,实验也证明了选取的状态特征具有很好的区分度,验证了主动声传感局域固有频率识别的可行性。

4 实验验证

4.1 实验方案

以木制台面为实体交互对象,设计了一种改变木制台面系统频率的手势,即通过手掌触摸改变玻璃的交互状态。

玻璃的雾化和透明状态分别对应断电和通电状态,对雾化玻璃通断点的控制使用 Arduino Node MCU进行控制,雾化玻璃由工频交流电插座进行供电,通过继电器实现弱电控制强电的效果。

实验开始后,打开雾化玻璃自带的开关,是自带开关处于 ON 的状态,由于继电器使用的是常开端,因此雾化玻璃保持着断电雾化的状态。

使用 Python 运行交互系统软件。系统运行后首先对无手势的系统频率进行采集,作为状态 0。随后施加触摸手势,系统分 3 次每次 5 s 进行学习。学习完成后,系统经历 3 s 的等待时间,提示系统开始正常工作。

此时,触摸木制台面,约 1.5 s 延迟后继电器常开端吸合,雾化玻璃通电变为透明状态。保持手触摸木制台面的姿势一段时间,在姿势保持的时间内,雾化玻璃始终保持透明的状态。随后将手抬离木制台面,约 1.5 s 延迟后继电器常开端断开,雾化玻璃断电恢复为雾化状态。再次触摸木制台面,保持更长的时间后抬离,雾化玻璃仍可在触摸木制台面时保持透明,在手抬离后恢复雾化。具体实验流程如图 7 所示。

图 8 为雾化玻璃交互状态。由图 8a 可见,当手掌触摸木制台面时,玻璃透明;由图 8b 可见,当手掌离开时,玻璃雾化。

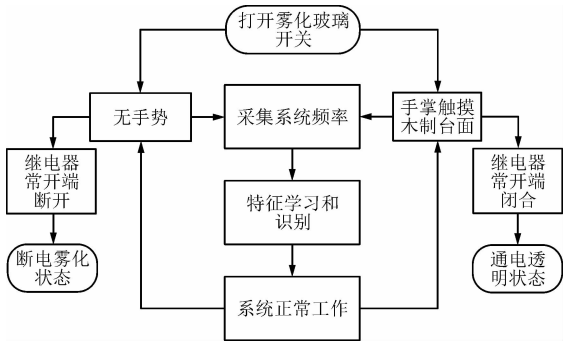
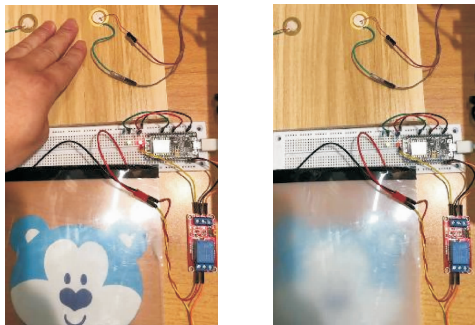


图 7 实验流程图



(a)手掌触摸木制台面 (b)手掌离开木制台面

图 8 雾化玻璃交互状态

4.2 实验总结

最终完成的系统对单个新的交互特征的学习时间为 30 s,在进行交互实验时对每种交互状态的开始识别到交互控制动作约有 1.5 s 的延迟。当系统正常运行时,对所有的交互实体状态达到 100% 的正确识别,验证了系统以木制台面作为交互界面的交互有效性。然而,实验也暴露了系统运行的局限性,有以下 2 个方面:

- (1)实验需在安静的环境下进行,在更复杂的交互环境中,需要使用更复杂的数据处理方法;
- (2)对区分度较大的简单交互动作可以实现精确识别,而面对现实环境多样性的交互,要求系统有更高的频率识别精度。

5 结 论

本文对基于局域固有频率识别的主动声传感实体交互感知方法进行了研究,设计了一种以实体局域固有频率特性为分类依据、通过声学感知的方式实现实体振动频率采集、采用 KNN 机器学习方法快速进行特征学习分类的实体交互系统。实验结果表明:这套采用主动声传感系统的局域固有频率识别的实体交互系统对单次交互特征的学习用时为

30 s, 识别用时约 1.5 s, 并达到了 100% 的识别正确率; 实现了以日常实体为交互对象, 对生活中的常见应用进行反馈控制, 为实现多通道的交互环境提供了一种新的解决方案; 主动声传感技术具备实现万物皆界面的可能性。本文方法的应用方向可以拓展至智能家居、公共展示、学校教学、养老医疗等多个领域。

参考文献:

- [1] 嵇柔, 巩森森. 自然交互设计在智慧家庭中的应用研究 [J]. 包装工程, 2019, 40(22): 208-213.
JI Rou, GONG Miaomiao. Research on the application of natural interaction design in smart home [J]. Packaging Engineering, 2019, 40(22): 208-213.
- [2] 史小龙, 李晓玲, 高虹霓, 等. 全息显控界面中多通道人机交互技术研究 [J]. 包装工程, 2016, 37(4): 120-124, 167.
SHI Xiaolong, LI Xiaoling, GAO Hongni, et al. Research on multi-channel human-computer interaction technology in holographic display and control interface [J]. Packaging Engineering, 2016, 37(4): 120-124, 167.
- [3] 郝凝辉, 鲁晓波. 实体交互界面设计的方法思辨 [J]. 装饰, 2014(2): 34-37.
HAO Ninghui, LU Xiaobo. Speculation on the method of designing tangible interaction interface [J]. Decoration, 2014(2): 34-37.
- [4] 吴旭敏, 罗颖. 物联网时代的自然交互设计 [J]. 设计艺术研究, 2013, 3(5): 5-8.
WU Xumin, LUO Ying. Natural interaction design in the age of IoT [J]. Design Art Research, 2013, 3(5): 5-8.
- [5] MAHER M L, LEE L, CARROLL J M. Designing for gesture and tangible interaction [M]. San Rafael, CA, USA: Morgan & Claypool Publishers, 2017: 1-11.
- [6] LI Xiaoling, HAN Feng, SUN Xiuwen, et al. Bracelet: arms-down selection for Kinect mid-air gesture [J]. Behaviour & Information Technology, 2019, 38(4): 401-409.
- [7] ISHII H, ULLMER B. Tangible bits: towards seamless interfaces between people, bits and atoms [C]// Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, USA: ACM, 1997: 234-241.
- [8] PARK M, EUNE J, KIM S. Tangible user interface design for home automation energy management applications [C]// ACM SIGGRAPH Asia 2010 Posters. New York, USA: ACM, 2010: 12.
- [9] MAYANK G, JACOB W, SHWETAK P. GripSense: using built-in sensors to detect hand posture and pressure on commodity mobile phones [C]// Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York, USA: ACM, 2012: 545-554.
- [10] MAKOTO O, BUNTAROU S, JIRO T. Touch & activate: adding interactivity to existing objects using active acoustic sensing [C]// Proceedings of the 26th annual ACM symposium on User Interface Software and Technology. New York, USA: ACM, 2013: 31-40.
- [11] TADA K, TAKAHASHI S, SHIZUKI B. Smart home cards: tangible programming with paper cards [C]// Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct. New York, USA: ACM, 2016: 381-384.
- [12] KATAKURA S, WATANABE K. ProtoHole: prototyping interactive 3D printed objects using holes and acoustic sensing [C]// Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, USA: ACM, 2018: LBW112.
- [13] VAN ROOIJ T, BAKKER S. Plux: exploring light settings through hybrid control [C]// Proceedings of the Twelfth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction. New York, USA: ACM, 2018: 205-210.
- [14] 张汉丹. 基于实体用户界面的音乐情感可视化系统及用户体验研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016: 7-8.
- [15] 陈怡, 刘振生. 基于实体交互的学龄前儿童早教产品设计机会 [J]. 设计, 2018(19): 14-16.
CHEN Yi, LIU Zhengsheng. Opportunities for designing early childhood education products based on physical interaction [J]. Design, 2018(19): 14-16.
- [16] GONG C S A, SU C H S, CHUANG Y C, et al. Feature extraction of rotating apparatus using acoustic sensing technology [C]// 2019 11th International Conference on Ubiquitous and Future Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 254-256.
- [17] GIERAD L, XIAO R, HARRISON C. ViBand: high-fidelity bio-acoustic sensing using commodity smart-watch accelerometers [C]// Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology. New York, USA: ACM, 2016: 321-333.

(下转第 35 页)