

基于 Leap Motion 的三维手势交互系统研究

刘瑜兴, 王淑侠, 徐光耀, 兰望桂, 何卫平

(西北工业大学机电学院, 陕西 西安 710072)

摘 要: 手势识别的快速发展及体感设备的不断更新为三维手势交互提供了灵感, 基于 Leap Motion 手势识别和最邻近算法, 建立了一种三维手势交互系统。首先对手势设计理论和交互手势设计原则进行研究, 基于此设计手势功能和建立手势库, 并将手势库分为 8 种手势; 其次进行手势特征提取, 建立手指关键点模型, 获取手势特征的角度特征; 然后计算 KNN 算法和 SVM 算法的手势识别效率, KNN 改进算法取得较好的识别效率; 最后, 设计三维交互系统, 手势分类为 4 个模块, 每个模块有 2 个手势任务; 20 名测试者中提取 1 600 组手势数据, 并进行总采集样本关节点均值的数据分析; 设计三维交互系统模块, 在 Unity3D 中创建的三维交互系统中导入 1 600 组手势数据, 根据自定义的 8 种手势驱动虚拟手完成交互设计过程, 完成用户体验分析和手势识别效率统计。通过研究发现, 基于 Leap Motion 手势识别具有较高的识别效率, 三维手势交互系统富有创新性。

关 键 词: 手势识别; 最邻近算法识别; 手势交互设计; Leap Motion

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2019030556

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2019)03-0556-09

Research on 3D Gesture Interaction System Based on Leap Motion

LIU Yu-xing, WANG Shu-xia, XU Guang-yao, LAN Wang-gui, HE Wei-ping

(School of Mechanical Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: The rapid development of gesture recognition and the continuous updating of somatosensory devices provide inspiration for 3D gesture interaction; based on Leap Motion gesture recognition and nearest neighbor algorithms, a 3D gesture interaction system is established. Firstly, the theory of gesture design and the theory of interactive gesture design are studied. Based on this, the gesture function and gesture library are designed, and the gesture library is divided into eight gestures. Secondly, the gesture feature extraction is performed to establish the finger key point model and obtain the angle of the gesture feature; then calculate the gesture recognition efficiency of KNN algorithm and SVM algorithm, and KNN improved algorithm achieves better recognition efficiency. Finally, a 3D interactive system is designed, and the gesture is classified into 4 modules, each module having two gesture tasks; 20 people are gathered to extract 1 600 sets of gesture data, and a data analysis of the total sample joint point mean value is conducted. Design a 3D interactive system module, and import 1 600 sets of gesture data in the 3D interactive system created in Unity3D; the interactive design process, user experience analysis and gesture recognition efficiency statistics are completed according to the customized eight gesture driven virtual hands. Through research, it is

收稿日期: 2018-12-05; 定稿日期: 2019-01-24

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2016JM6054); 浙江大学CAD&CG国家重点实验室开放课题(A1615); 西北工业大学研究生创新创业种子基金项目(Z2017106); 西北工业大学校级探究式、研究型课程建设项目; 西北工业大学教育教学改革研究项目; 西北工业大学教学与考核模式改革项目

第一作者: 刘瑜兴(1993-), 女, 陕西咸阳人, 硕士研究生。主要研究方向为手势识别。E-mail: 1203125120@qq.com

found that Leap Motion gesture recognition has high recognition efficiency, and the three-dimensional gesture interaction system is fairly innovative.

Keywords: gesture recognition; k-nearest neighbor algorithm recognition; gesture interaction design; Leap Motion

随着互联网时代的到来,人机交互也应运而生。交互是指借助一定的载体进行信息交流,人机交互技术(human computer interaction, HCI)^[1]指的是人通过一定的设备和计算机进行信息交流,人可以使用输入设备给计算机输入文字、语音等来发起请求,而计算机使用输出设备给用户显示出信息来响应请求。目前,应用最为广泛、技术最为成熟的人机交互方式依然是键盘与鼠标,其单一性使得人们对更高层次、更友好的人机交互方式提出需求。现阶段人机交互新技术的研究内容主要集中在手势识别、语音识别、人脑控制等方面。以人的手势为研究对象,研究手势交互方式。

手势识别^[2-14]是通过算法来识别人类手势。手势建模^[15]对手势识别也是很关键的,基于3D模型和基于表观是常用的手势建模方法。前者通过建立当前图像的3D模型辅以相关参数来计算出手势的状态信息。

人手的动作分为有意识的和无意识的动作。手势还可以分为操作型和通讯型手势。手势的分类早在40年代,心理学家 QUEK^[16]、PAVLOVIC 等^[17]从人机接口角度对手势进行研究。在自然人机交互的领域里,KARAM 和 SCHRAEFEL^[18]提出了手势划分可分为5类,即指示性手势、示意性手势、操作性手势、信号性手势和手语性手势。

Leap Motion Controller 定位手(hand)、手指(finger)和类似手指的工具(pointable),精确度达到0.01 mm。通过红外LED对图像进行光补偿,双高清摄像头从不同位置拍摄得到高分辨率的立体红外图像,模拟人类的双目立体视觉^[19]进行手势位置判 Leap Motion Controller 定位手(hand)、手指(finger)和类似手指的工具(pointable),使用的测量方法称作三角测量法^[20]。Leap Motion 拆开内部构件如图1,图2为 Leap Motion 的工作范围,呈倒金字塔状,图3为 Leap Motion 坐标系。



图1 Leap Motion 内部构件

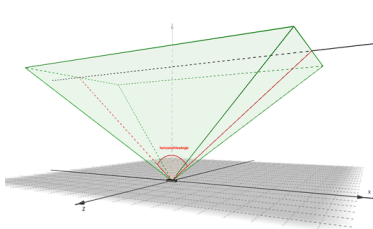


图2 Leap Motion 工作范围

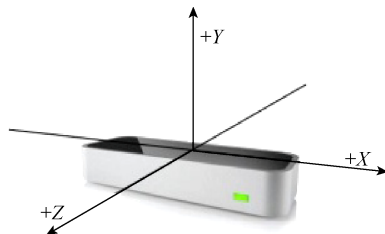


图3 Leap Motion 坐标系

1 手势设计与定义

手势设计需遵循手语识别设计理论和手势设计原则。手语识别主要由数据获取、特征表示和分类识别构成整体流程。常见的特征提取分为轨迹特征和手形特征,轨迹特征主要用来采集手的角度、加速度、位置等信息,进行手势特征提取,然后进行手势识别。手势设计原则主要包括用户方面、交互过程和交互系统。通过对手势理论的研究,结合手势设计原则,从而进行手势定义。

1.1 手势设计

(1) 手势设计原则^[21]。主要体现在用户方面、

交互过程和交互系统(表1)。①用户方面,手势设计的最终目的是为了用户操作方便,所以,设计符合用户使用的手势;以用户的同理心和用户行为研究角度出发,符合用户认知行为,避免过多的学习,应增加对用户的指导,避免用户操作失误;对于用户来说,操作简单方便、直观自然,符合用户常用习惯;并在手势操作中体验快乐。②交互过程,保证手势设计的交互流畅和降低疲劳。③交互系统,简化手势设计和手势设计的系统性,保证手势设计风格的一致性和功能交叉少。④及时反馈,在用户操作的过程中,计算机系统应对用户的行为及时进行多种反馈提示,这样方便用户进行操作。

表 1 手势设计原则

研究对象	主要体现		主要原则及详细描述
用户方面	隐喻合理	直观自然	手势映射意义与功能相符；使用符号或实物符合人直观感受
		符合文化定义	考虑手势特定地域历史文化内涵，避免冲突
		指代明确	优先考虑指示手势、单选手势等降低歧义
	符合习惯	常用手势操作	优先使用惯用手完成
双手动作意图一致		双手操作、动作尽量一致或对称，降低维度	
交互过程	交互流畅	动作流畅	保持手势意图的连贯性和动作的流畅性
	降低疲劳	难度适中	设计的手势现实中快速准确做出来
		不易疲劳	避免手臂水平外展过久的姿势
交互系统	系统化定义	统一风格	在各项指标差别不大的情况下，以风格一致为主
		功能交叉少	一个手固定完成一个任务、避免交叉重复功能的手势出现
	简化手势	手势兼容	已有的常用单手手势尽量保留、在不冲突情况下增加双手操作
		组合简单	在组合设计手势动作时，最多不超过 3 个动作组合

(2) 根据手势设计原则，进行裸手手势设计。手势识别分为静态和动态 2 类，手势识别主要基于三维人机交互的情况下进行手势识别。本文主要构建了 8 种手势(表 2)：复制、选中、移动、贴图、放大、旋转、删除和完成。

表 2 手势设计类别

手势类别	手势意义
复制	让物体实现复制
移动	让物体进行移动
选中	选中物体的体和面
贴纹理	对物体实现编辑和设计功能
放大	实现对物体的大小的控制
旋转	让物体进行旋转
删除	实现物体删除功能
完成	当前所有任务完成

(1) 对 20 名测试者进行手势设计调研，提供手势类别名称，让其进行手势设计表达，然后通过大量的用户手势设计，最后采用图 4 手势来表达表 2 手势功能。

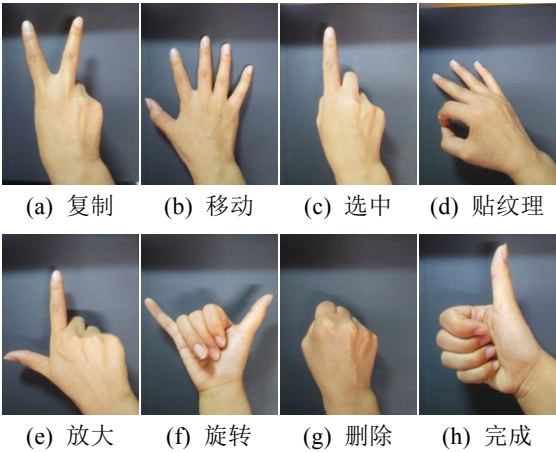


图 4 手势设计功能

(2) 20 名测试者通过用户引导建立的手势库对

手势设计进行评价。主要的目的在于让手势设计符合用户的认知，简单易记，符合用户的交互习惯，便于用户进行手势的应用。

(3) 经过测试，20 名测试者的评价结果都比较好，在 0~100 分的打分区间，测试者的打分都在 90 分及以上，说明手势的设计得到良好的反馈，从各方面来说比较符合人的认知习惯，易于学习，操作简便，并且手势表达的含义比较准确、简洁，有比较良好的用户体验。

1.2 手势特征提取

通过使用 Leap Motion 控制器设备和 Unity3D 软件进行手势特征的提取，主要利用 Leap Motion 设备红外成像原理重建手的三维空间运动信息，检测并跟踪手、手指和类似手指的工具，获取手的位置、方向和向量等信息，如表 3 所示手对象属性。主要获取的手势特征为手势角度特征，从手骨骼模型出发，建立手指关键点模型并进行特征提取。

表 3 手对象属性

属性	意义
手掌的坐标	手掌中心的坐标
手掌速度	手掌速度(mm/s)
手掌法向(向量)	与手掌面垂直的向量，指向手掌内侧
手指长度	手指的可见长度部分
手指方向(向量)	一个单位朝向向量，方向与手指指向相同
手指指尖坐标	指尖坐标

1.3 手掌关键点模型

基于手骨骼模型可以看到手势构建的关键点，并显示 5 个手指。图 5 将手的骨骼按照分段进行区分，从指尖到手腕分为远端指骨(distal phalanges)、中节指骨(intermediate phalanges)、近端指骨(proximal phalanges)、掌骨(metacarpals)，分别颜色

为粉色、蓝色、绿色、黄色。大拇指的掌骨为 0, 所以大拇指有 3 段, 其他都为 4 小段。

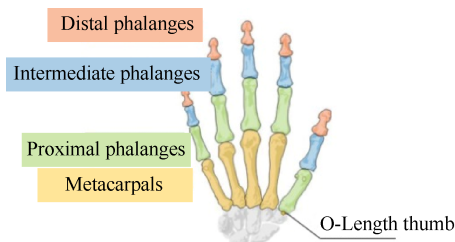


图5 手骨骼模型

图6为依据手骨骼模型所建立的手骨架关键点模型, 从指尖到手腕标记为指尖(TIP)、远指关节(DIP)、近指关节(PIP)、指掌关节(MCP)、手腕(Wrist)。

通过手骨架关键点的建立, 建立平面五边形手势模型获取手势特征。

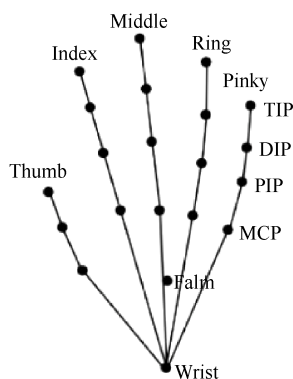


图6 手骨架关键点模型

1.4 手势特征提取

虽然大拇指掌骨关节为 0, 但还是存在的, 这里的角度为 0。所以 5 个手指都类似, 每个手指都具有 5 个关键点, 从手腕到指尖, 手腕分别以手指的指掌关节为原点, 指掌关节到指尖点的方向为 X 轴, 以垂直于 X 轴且使远指关节、近指关节点为非负的方向为 Y 轴, 如图 7 所示。

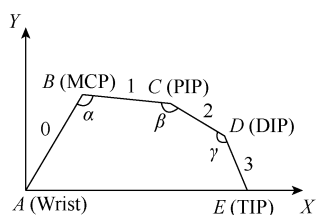


图7 手指关键点角度模型示例

关键点 A, B, C, D, E 分别代表的是 Wrist, MCP, PIP, DIP, TIP。骨头 bone 分别用 0, 1, 2,

3 表示。主要求得 α, β, γ 的角度, 但是 A, B, C, D, E 不能直接获得点的坐标, 每一个指头关节角度用 bone 来表示。

通过手势算法, 获取每一个手指的 3 个维度的手指弧度, 一个手势可以获得 15 个维度的弧度, 为 K-邻近算法提供了依据和内容支撑。

2 手势识别算法

2.1 K 最近邻(k-nearest neighbor, KNN)分类算法

KNN 算法需要一个样本数据集, 也就是训练样本集, 在样本集中, 每一个样本数据都存在一个标签, 即该样本的所属分类。当进来一条新的数据之后, 该数据就是测试数据, 把测试数据和样本集中的每一条样本数据进行距离计算, 完成之后, 选出前 K 个和测试数据距离最近的样本数据, 也就是 KNN 中的 K , 统计其所带标签出现的次数, 出现次数最多的那个标签就是测试数据所属的类别。

(1) 算距离。样本类别分为复制手势、选中手势、移动手势、贴图手势、放大手势、旋转手势、删除手势和完成手势。计算未知样本 X 和每类样本的欧式距离, 样本一共有 1 600 组样本数据。

设 n 是正整数, 由 n 个实数构成的有序数组 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的全体组成的集合, 称为 n 维点集或 n 维欧几里得空间, 记作 $\mathbb{R}^n$, 即

$$\mathbb{R}^n = \{x = x_1, x_2, \dots, x_n | x_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

设 $\mathcal{X}$ 是一个属于 $\mathbb{R}^n$ 的非空集合, 如果对于 $\mathcal{X}$ 中任何 2 个元素 x 和 y 均有一个确定的实数, 记为 $\rho(x, y)$, 对于 $\mathbb{R}^n$ 中的任意 2 点, 有

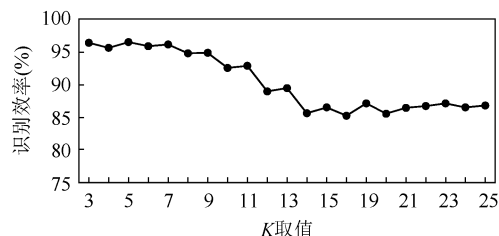
$$x_i = (x_1, x_2, \dots, x_n), y_i = (y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (2)$$

定义实函数

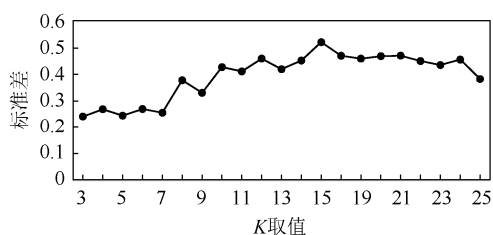
$$\rho(x, y) = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

(2) 找邻居。圈定距离最近的 K 个训练对象, 作为测试对象的近邻。 K 值随机适应当前样本数量进行选取, 如图 8 所示, 在三维交互系统中导入手势数据后, 后台进行 K 值的选取。 K 取值为 1~25, 当 $K=1$ 和 2 时, 识别效率和方差为 0, 故直接剔除 $K=1$ 和 2。在 K 值的每次选值下, 求 100 个样本数据的识别效率平均值和标准差的平均值。当 $K=3$ 时, 平均识别效率为 96.48%, 标准差为 0.242 6; $K=5$ 时, 平均识别效率为 96.58%, 标准差为 0.270 3。平均值相差在 0.5% 之内的 K 的取值作为相近值,

比较选取标准值较小的值作为 K 值,使 K 值适应当前样本数量进行 K 值选择。所以,综合 100 个样本数据的识别效率和标准差的均值情况, K 值最后选为 3,识别效率稳定且高效。



(a) 100 个样本 K 取值的识别效率



(b) 100 个样本 K 取值的标准差

图 8 K 取值识别效率和标准差

(3) 作分类。找到 3 个邻近对象,选取出现频次最高的类别作为该测试样本的类别。但是,对于实际的手势识别过程中由于识别一直在进行中,因此,有可能手势不在 8 个类别中,所以,本文作为判断,仅当频次大于 $K/2+1$ 时,才将此手势类别归为该最大频次所对应的类别,否则,归为未定义类别。

2.2 SVM 算法

SVM 算法采用一对一法,在任意 2 类样本之间设计一个 SVM 模型,因此 K 个类别的样本就需要设计 $k(k-1)/2$ 个 SVM 模型。机器学习的 SVM 算法基于 Python,主要的识别及分类流程如图 9 所示。

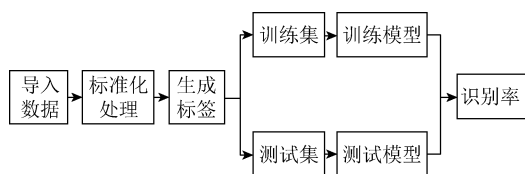


图 9 SVM 识别流程

在手势识别的过程中,对数据标准化处理,将特征值数据归一化到 $[0,1]$ 区间范围内,其中, x_i 为特征值 x 的第 i 个值; $\max(x)$ 为所有 x 中的最大值; $\min(x)$ 为所有 x 中的最小值,即

$$x_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

2.3 KNN 算法和 SVM 算法识别效率对比

KNN 算法和 SVM 算法均以本文定义的 8 类手势为基础,实验数据样本总量为 1 600 组,其中 220 个是测试样本,1 380 是训练样本。对 2 种算法进行效率比较,得出 SVM 的算法识别效率最高为 90.9%,KNN 算法的识别效率最高为 98.2%,比较 SVM 和 KNN 算法的识别效率得出,KNN 算法的识别效率优于 SVM,且识别更快效率更高,达到了预期识别的效果。

3 三维交互系统设计

本文手势的三维交互系统手势分为 4 个模块:第 1 模块完成手势复制功能和移动功能;第 2 模块完成手势选中物体和贴纹理模块;第 3 模块完成缩放功能和旋转功能;第 4 模块完成删除功能和结束功能。每个模块均要完成 2 个手势任务。图 10 为手势交互系统设计流程。

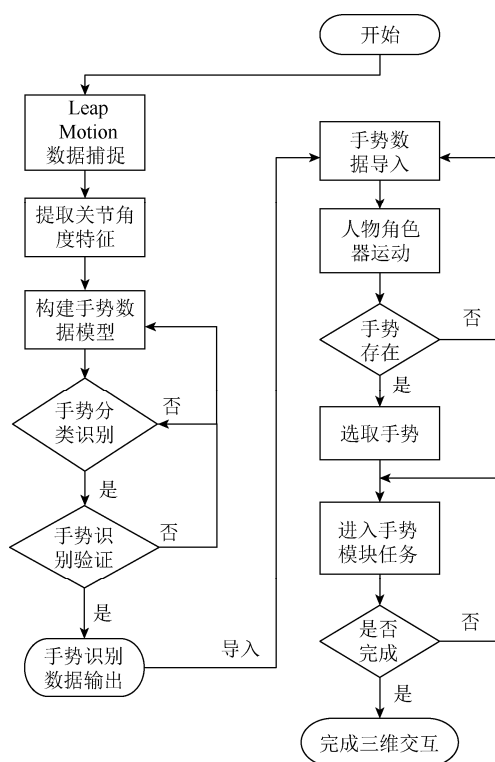


图 10 手势交互系统设计流程

3.1 手势数据库构建

实验采集数据来自 20 名测试者,即 12 名男生和 8 名女生。一共有 8 类手势,每一个人每一类手势采集 10 个,一共采集 1 600 组数据。主要

采集手势的关节角度,构建手势数据采集系统,定义存储手势种类,手势采集的保存格式是二进制流文件,之后进行手势分类手势数据处理的时候,再读入二进制数据流,采集数据的界面如图 11 所示。

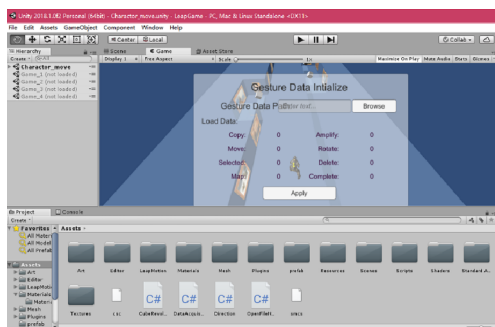


图 11 数据采集界面

采集要求每一位测试者统一使用右手,并且尽可能张开五指。在采集过程中,测试者要尽可能看到屏幕上手势和自己想要做的手势一致,否则就要撤回,剔除当前的手势数据。

手势采集时必须满足的基本条件有:

(1) 测试者手必须在 Leap Motion 传感器可以感知的范围内。

(2) 手在 Leap Motion 传感器可检测范围内,静态时间可以保持比较长,但是不能中途离开再进来。

(3) 完成手势后,要让手完全离开传感器,直到下一次做其他的手势才能靠近传感器。

图 12 和图 13 为总采集样本关节点均值的数据,共采集 8 组手势数据,横坐标为手的 15 个关节,纵坐标为每个关节处的均值弧度。由图得出, Copy 手势符合预期,在关节 4~9 弧度都比较接近 π ; Move 手势整个手势每个关节弧度均值都比较平稳; Select 手势 4~6 关节均值弧度比较接近 π ; Map 手势 7~15 关节均值弧度比较接近 π ; Amplify 手势 2~5 关节均值比较接近 π ; Rotate 手势 2~3

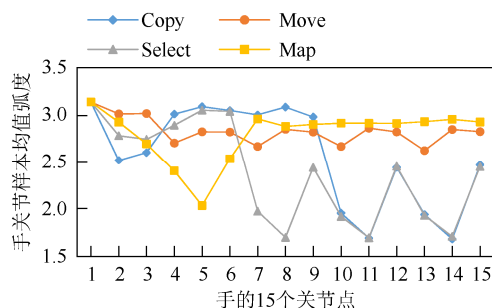


图 12 手势总采集样本关节点均值数据前 4 个手势

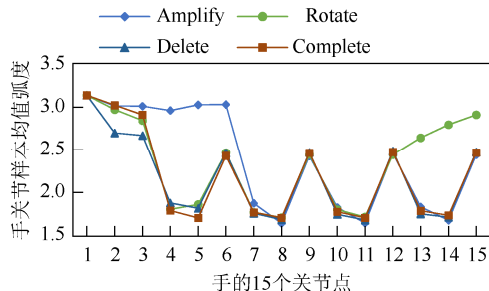


图 13 手势总采集样本关节点均值数据后 4 个手势

和 13~15 关节均值弧度相对大; Delete 整个手势弧度比较平缓,都小于 180° ; Complete 手势 2~3 关节接近 180° 。

3.2 三维交互系统的设计

首先,建立一个三维交互场景,场景类似一个展厅,主要实现手势对物体的编辑和操作功能。其次,4 个操作模块中每个模块需要做 2 个小任务,完成手势对物体的操作。人物角色器移动到当前模块前,按住拳头手势进入当前子模块,进入任务模块,即子场景。每做完一个任务,退出做任务的界面。继续向前走,直到做完 4 个任务。完成所有任务,会有一定的视觉反馈。

三维交互设计系统主要由交互模块、场景模块、人物角色模块和游戏系统等组成。系统框架由人物、场景、操作体 KNN 算法之间的作用与反作用,构成三维交互系统框架,如图 14 系统框架。

(1) 交互模块,包括手势交互(体感技术)、反馈交互等。

(2) 手势交互,即 8 类手势,主要实现对立方体的编辑和交互的作用。唯一特殊的手势是选中手势,选择物体包括选中面和选中体,在做模块 1、模块 3 和模块 4 的时候都需要选中体,在模块 2 时需要选中面,进行贴纹理手势。即手势识别系统,基于现有的软件和硬件,进行手势交互的过程。

(3) 反馈交互,在三维交互过程中,系统有一定的反馈提示,包括颜色变化,字体提示,弹框提示和立方体变化。

(4) 人物模块,人物角色在整个场景中的作用是控制人物的移动,提供人物不同的视角,让画面更加丰富,使用移动手势控制人物角色的运动,进行前后左右的运动。以基本属性为主,主要包括速度、方向、角度、移动、位置。附加属性包括相机移动速度、人物视角转换、相机(包括主相机、前视图相机、后视图相机、全局相机)。

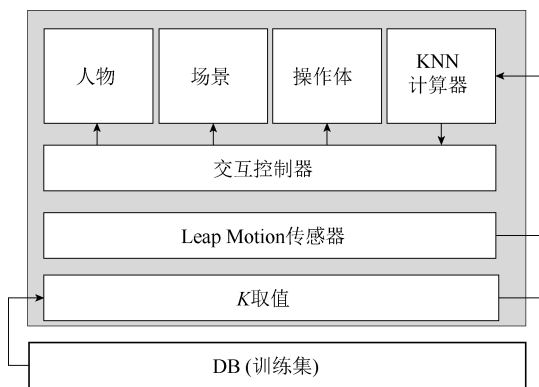


图 14 系统框架

4 用户体验

4.1 开发环境

主要包括 Leap Motion 体感设备、编程语言：C#，操作系统：win7，软件开发包为 LeapSDK3.2.1，软件 Unity3D：2018.1.0f2 版本，使用 Leap Motion 用于 Unity3D 的资源开发包 Leap Motion _Core_Assets_4.3.3.unitypackage，HTC Vive Pro Full Kit 专业版头显，图 15 为采用手势 VR 交互。

4.2 参与人员

20 名测试者的职业主要是学生、老师，包括本科生、硕士和博士，其中有一些测试者对手势识别没有任何了解，有一些对实验中的手势识别有一定的了解。

4.3 实验过程

实验过程如图 16 所示：

(1) 导入 3.1 手势样本数据，即 8 类手势样本，共 1 600 组手势数据。

(2) 使人物进行运动，使用移动手势进行前后左右控制人物角色的运动，屏幕上出现一个方向导航，显示当前人物的运动方向。

(3) 人物走到旋转的立方体附近，即子模块附近，会触发后台设置的点光源，灯会亮，使用已经定义的拳头手势进入子模块，检测当前虚拟交互系统中的虚拟手的存在，根据当前子场景中的手势任务，驱动虚拟手完成手势操作，任务处文字由白色变成绿色，退出当前子任务。

(4) 依次完成其他场景的手势任务。完成所有任务，会弹出“完成任务”，反之，会弹出“还有任务未完成”。



图 15 手势 VR 交互

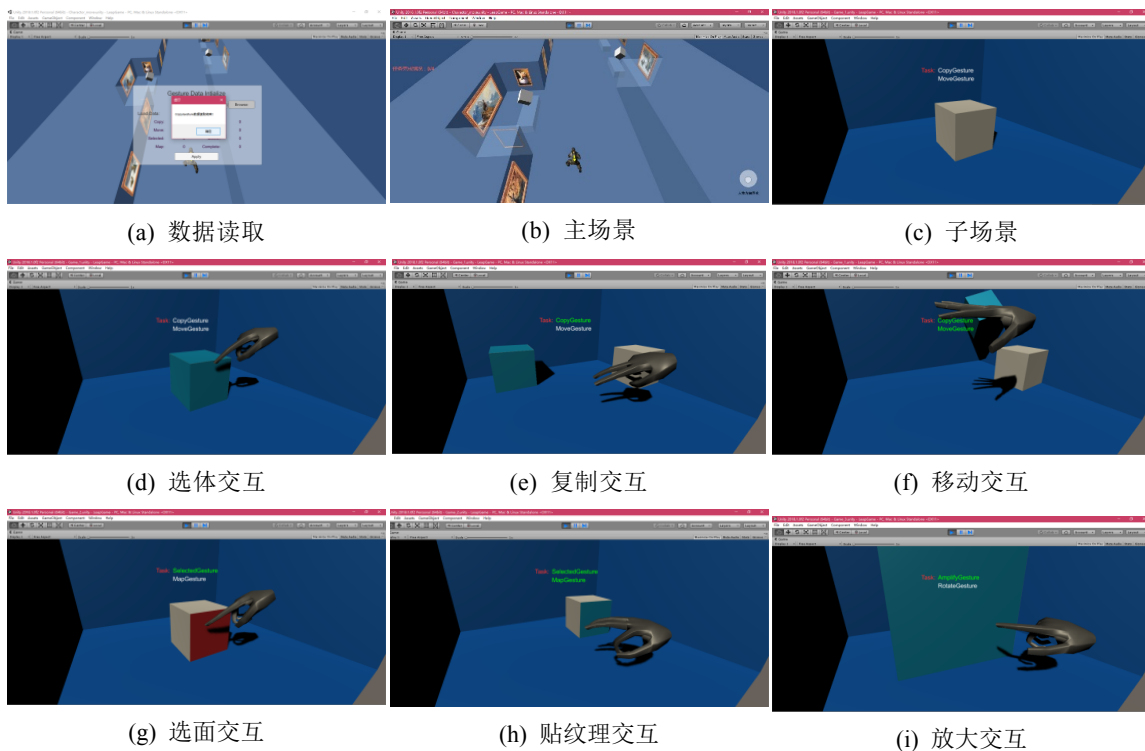


图 16 手势交互实验流程

4.4 用户体验结果分析

4.4.1 手势识别效率统计

放大手势的识别率为 100%。复制、移动、旋转手势的识别效率也很高。选体手势识别有时候不够准确,需要多次进行选面。完成手势,需要大拇指平行于手势传感器 Leap Motion 设备,因大拇指朝上会检测不到大拇指。如图 17 为 8 类手势的识别效率统计,手势一次被识别的概率很大。

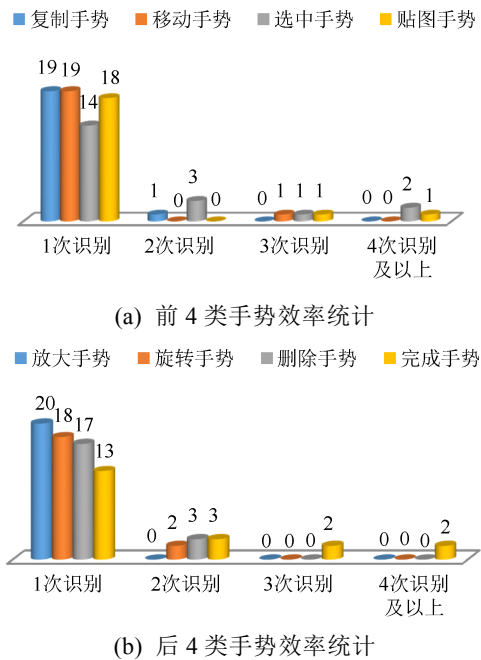


图 17 手势效率统计

4.4.2 用户体验

用户的研究采用的是 5 点李克特量表(Likert scale),即定性的调查,李克特量表项目采用加总方式来计分该量表由一组陈述组成,每一陈述有“非常同意”、“同意”、“不一定”、“不同意”、“非常不同意”5 种回答,每个被调查者的态度总分就是其对各道题的回答所得分数的加总,代表其态度强弱或在量表上的不同状态。

被测者基本信息,男性占 75%,女性为 35%。年龄 19~25 岁的占 40%,26~35 岁的占 10%,36~45 岁的占 50%;受教育程度 65%为硕士,25%为本科,10%为博士;整体对手势识别的了解程度上,十分了解和了解的占 45%。

如图 18 所示,大多数人认为,手势识别操作过程比较简单。从手势识别效率来说,有 5%的被测者否定手势识别效率很高,有 5%的被测者认为手势识别的过程中,会带来一定的挫折感。原因可能是由于 Leap 设备本身不够稳定,导致手的定位

不准确。从趣味性的角度出发,50%的被测者十分同意,另外 50%同意,说明手势交互过程是具有很强的趣味性。

如图 19 所示,5%的被测者认为系统不稳定,70%的被测者都认为该系统是很稳定的,一方面可能的原因是数据样本的数量有限,另一方面是因为设备不够稳定导致实验人员认为系统不够稳定。大部分人都认为自己学习该系统非常快,有 5%的测试者不同意。从系统的创新性来说,本文实验获得了所有人的同意,都认为系统是具有创新性,50%十分同意,50%同意。

综上,从手势识别的角度,被测者从手势识别的简单程度和放松程度都给予积极的回答。从手势识别难度看,15%认为手势比较难识别。从手势识别效率看,获得一致认可,30%十分同意,50%同意。从疲劳性和挫折度看,有一部分认为有一定疲劳性,也有 35%处于中立状态,35%认为不具有疲劳性。挫折度有 5%认为有一定的挫折感。从传统的交互方式和手势交互方式对比,25%认为该系统没有传统的方式简单,20%十分同意,35%同意,也有一部分人保持中立,说明还是有一半多的人认为这种交互方式比传统的简单。

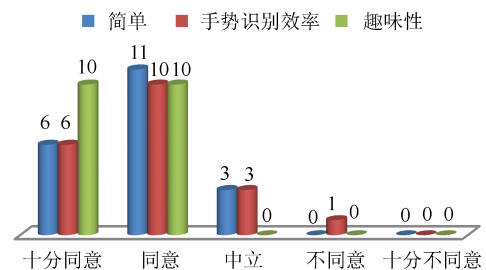


图 18 手势使用用户体验数据

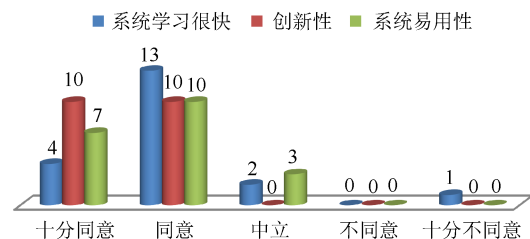


图 19 手势交互系统用户体验数据

从手势识别的三维交互系统的反馈看,被测者表示都能很快的熟悉操作而且能学的很快,很自信的使用该系统,有 5%表示没有自信,也有 20%表示中立。从系统的复杂程度看,有 5%认为是复杂的,有 70%和 15%表示赞成,认为该系统还是很

成功。从系统创新性看, 获得了被测者的一致认可, 50%十分同意, 50%同意。从系统的易用性来说, 35%十分同意和 50%同意, 说明该系统易用性很高。

5 总结和展望

本文基于 Leap Motion 和 HTC VIVE 设备对手势进行识别, 提取手势特征, 基于 KNN 算法进行手势识别, 对比 KNN 算法和 SVM 算法识别效率, KNN 算法取得较高识别率。在交互场景中使用手势进行交互体验, 本文中使用了 8 种手势, 实验结果表明, 手势研究非常有意义, 手势识别效率很高, 实验系统得到非常好的评价, 为用户带来有趣的交互体验, 达到预期研究结果。

参考文献

- [1] 高静雅. 人机交互中的手势识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [2] 朱庆杰, 潘航, 陈显军, 等. 面向人机交互的常见桌面手势识别[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(10): 3246-3251.
- [3] 张硕. 基于 KNN 算法的空间手势识别研究与应用[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- [4] 宁亚楠. 基于 Leap Motion 的手势识别在虚拟沙画中的应用研究[D]. 太原: 中北大学, 2017.
- [5] 赵卫东, 刘永红, 鄢涛, 等. 基于 KNN 算法的手写数字识别研究[J]. 成都大学学报: 自然科学版, 2017, 36(4): 382-384.
- [6] 孙国道, 黄普永, 刘义鹏, 等. 基于双 Leap Motion 的三维可视化交互方法研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(7): 1268-1275.
- [7] 钱露, 樊亚春, 周明全, 等. 基于 Leap Motion 的三维模型草图检索[J]. 图学学报, 2017, 38(2): 267-277.
- [8] PLA F, LATORRE-CARMONA P, SALVADOR-BALAGUER E, et al. 3D human gesture recognition using integral imaging [EB/OL]. [2018-10-11]. <http://8.18.37.105/abstract.cfm?uri=3D-2018-3W3G.1>.
- [9] LU W, TONG Z, CHU J H. Dynamic hand gesture recognition with leap motion controller [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(9): 1188-1192.
- [10] CHAKRABORTY B K, SARMA D, BHUYAN M K, et al. Review of constraints on vision-based gesture recognition for human-computer interaction [J]. IET Computer Vision, 2018, 12(1): 3-15.
- [11] LIU L, HUAI Y J. Research on flowers and plants interaction based-on dynamic hand gesture recognition with Leap Motion datasets [EB/OL]. [2018-08-20]. <https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0218001419500034>.
- [12] HASAN H, ABDUL-KAREEM S. RETRACTED ARTICLE: Static hand gesture recognition using neural networks [J]. Artificial Intelligence Review, 2014, 41(2): 147-181.
- [13] XU J, ZHANG X, ZHOU M. A high-security and smart interaction system based on hand gesture recognition for Internet of things [J]. Security and Communication Networks, 2018, 2018: 1-11.
- [14] MARIN G, DOMINIO F, ZANUTTIGH P. Hand gesture recognition with leap motion and kinect devices [C]// 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). New York: IEEE Press, 2014: 1565-1569.
- [15] 任海兵, 祝远新, 徐光祐, 等. 连续动态手势的时空表观建模及识别[J]. 计算机学报, 2000, 23(8): 824-828.
- [16] QUEK F K H. Toward a vision-based hand gesture interface [EB/OL]. [2018-10-15]. https://www.researchgate.net/publication/242609555_Toward_a_Vision-Based_Hand_Gesture_Interface?_sg=Z77Tw5-rYPEnmwHmyPoBwDgqkQjRdLD6n4FESzdJzk8cGtBAHniZhAK5i1wFlFyrHxOWo6W2OJFQUa8fJpX_A.
- [17] PAVLOVIC V I, SHARMA R, HUANG T S. Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction: a review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 677-695.
- [18] KARAM M, SCHRAEFEL M C. A study on the use of semaphoric gestures to support secondary task interactions [C]//CHI '05 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM Press, 2005: 1961-1964.
- [19] 齐庆磊. 基于双目立体视觉的三维定位技术研究与实现[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
- [20] 刘亚辉. 基于激光三角测量的 3D 人耳重建及识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [21] 姜泽华, 殷继彬. 人机交互中的手势设计原则分析[J]. 软件导刊, 2018, 17(4): 19-24, 35.