

12-12-2019

Application of Myo Gesture Recognition Method in Ancient Building Roaming System

Yanping Xue

Institute of Virtual Reality & Visual Technology, College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

Xuesong Wang

Institute of Virtual Reality & Visual Technology, College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

Zhongke Wu

Institute of Virtual Reality & Visual Technology, College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

Xingce Wang

Institute of Virtual Reality & Visual Technology, College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Application of Myo Gesture Recognition Method in Ancient Building Roaming System

Abstract

Abstract: Museum display many exhibits, but its display way is single. The ancient buildings are displayed by texts and pictures, so it cannot bring a realistic experience to the visitors. Therefore, *the ancient architectural scene roaming based on Myo combined with virtual reality is proposed. Kaifeng Tower Park is used as an example to achieve the system. In the design, system gets visitors' acceleration and gyroscope values of forward, turn, squat and stop by wearing Myo. SVM-based gesture recognition algorithm is designed to complete the classification of feature values. Contrast experiment is designed to verify accuracy and efficiency of algorithm.* Database is established to draw a line graph of its change in a fixed time. T-distribution method is used to obtain the confidence interval. Grid search and K-fold verification method are used to test the gesture recognition. 95% accuracy can be achieved in a dynamic environment. The system realizes the recognition of user gestures and improves users' interaction with the scene. It can be widely applied to similar systems.

Keywords

ancient architecture simulation, gesture recognition, virtual roaming, human computer interaction, Myo

Authors

Yanping Xue, Xuesong Wang, Zhongke Wu, Xingce Wang, and Mingquan Zhou

Recommended Citation

Xue Yanping, Wang Xuesong, Wu Zhongke, Wang Xingce, Zhou Mingquan. Application of Myo Gesture Recognition Method in Ancient Building Roaming System[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(9): 1907-1915.

Myo 手势识别方法在古建筑漫游系统中的应用

薛艳萍, 王学松, 武仲科, 王醒策, 周明全

(北京师范大学信息科学与技术学院虚拟现实与可视化技术研究所, 北京 100875)

摘要: 博物馆展品众多, 但展示方式单一, 多用文字图片展现古建筑, 无法给游客逼真体验, 由此提出基于 Myo 臂环结合虚拟现实的古建筑漫游, 以开封铁塔公园为例实现整体系统。设计得到游客佩戴 Myo 完成前进、转向、下蹲、停止动作时的加速度和陀螺仪值, 设计 SVM 手势识别算法对特征值分类, 设计对比实验验证算法的识别准确率和效率。建立特征值数据库, 绘制其在固定时间内变化折线图, 并用 T-分布法求出置信区间。网格搜索和 K-折验证法验证识别准确性, 在动态环境中可达 95% 的准确率。系统实现对用户手势识别, 提升用户与场景的交互性, 可广泛应用到类似系统。

关键词: 古建筑模拟; 手势识别; 虚拟漫游; 人机交互; Myo

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 08-1907-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-0847

Application of Myo Gesture Recognition Method in Ancient Building Roaming System

Xue Yanping, Wang Xuesong, Wu Zhongke, Wang Xingce, Zhou Mingquan

(Institute of Virtual Reality & Visual Technology, College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Museum display many exhibits, but its display way is single. The ancient buildings are displayed by texts and pictures, so it cannot bring a realistic experience to the visitors. Therefore, *the ancient architectural scene roaming based on Myo combined with virtual reality is proposed. Kaifeng Tower Park is used as an example to achieve the system. In the design, system gets visitors' acceleration and gyroscope values of forward, turn, squat and stop by wearing Myo. SVM-based gesture recognition algorithm is designed to complete the classification of feature values. Contrast experiment is designed to verify accuracy and efficiency of algorithm.* Database is established to draw a line graph of its change in a fixed time. T-distribution method is used to obtain the confidence interval. Grid search and K-fold verification method are used to test the gesture recognition. 95% accuracy can be achieved in a dynamic environment. The system realizes the recognition of user gestures and improves users' interaction with the scene. It can be widely applied to similar systems.

Keywords: ancient architecture simulation; gesture recognition; virtual roaming; human computer interaction; Myo

引言

现如今人们对传统文化的认识需求越来越



收稿日期: 2018-12-20 修回日期: 2019-04-02;
基金项目: 国家重点研发计划(2017YFE0100500), 国家科技支撑计划(2017YFB1402105, 2017YFB1002604, 2017YFB1002804), 北京市自然科学基金(4172033);
作者简介: 薛艳萍(1995-), 女, 山西晋中, 硕士生, 研究方向为人机交互、虚拟现实。

高, 其中参观博物馆成为很多人学习传统文化的一种方式。然而在传统博物馆中, 人们只能通过有限的图片和文字描述来欣赏古建筑风貌, 这种形式对于游客来说过于呆板、带入感不强且缺少趣味性, 无法做到让参观者真实体验古建筑的的魅力。同时考虑到古建筑文物有一个特点: 易受天气和地理环境的影响, 自身会随时间的推延, 逐渐风化破损, 导

<http://www.china-simulation.com>

• 1907 •

致无法保持其最初模样，影响参观者的观看效果。

为了实现远程博物馆文物的展陈，实现远程中大型建筑文物的沉浸式展现，本文设计并实现了一种将虚拟现实与人机交互结合的博物馆参观方式。本文讨论了古建筑模型的搭建过程，具体基于 3ds Max 技术对铁塔模型及宋、元、现代 3 个不同时期的铁塔公园模型的搭建，还原其创建和翻修过程，解决交互式体验过程中古建筑模型的搭建问题。并将三维古建筑模型导入至 Unity3D 中，通过对光源、表面材质纹理、粒子效果、相机角度的讨论及添加，解决场景优化问题。对于人机交互和场景漫游部分的实现，本文设计了 4 类手势动作，通过获取 4 类手势运动中的加速度和陀螺仪特征值，建立数据库，绘制特征值在 t_i 时间内的连续变化折线图，使用概率论中 T-分布法求解出 4 类手势动作对应特征值变化置信区间，设计基于 SVM 的手势识别算法，完成对特征值的分类，对分类结果使用网格搜索法和 K-折验证法进行测试和验证。并对 Myo 现有 API 手势识别方法和基于 SVM 手势识别算法设计对比实验，在识别种类、准确率和效率 3 个方面进行对比分析，从而验证出基于 SVM 手势识别算法的可行性。最终完成了对手势的准确、高效识别，实现用户与虚拟角色动作之间的高度同步性，提升用户在古建筑场景中的漫游体验效果。因此增强了用户与建筑间的互动性，给用户带来了更加逼真的游览体验，提升了用户的参与感、趣味性和真实性。

1 相关研究

虚拟场景建模方法多样，基于二维图像的建模方法，通过对图像预处理，包括对图像属性加强和滤波处理^[1]，使用角点提取(Harris)算法^[2]对图像中的特征点提取，在全景模式下基于图像的局部特征和高分辨率对图像进行匹配^[3]。二维图像可自动生成具有相关纹理信息的三维模型，实现虚拟场景的建模^[4]。还有基于三维扫描方式的建模方法^[5]，如激光扫描技术^[6]，通过获取点云数据^[7]，借助数据滤波简化算法，完成数据配准及拼接过程，从而构建

三维模型，实现场景建模^[8]。基于地理信息的场景建模方法，获取坐标信息，利用面片构建和几何变换技术实现场景建模^[9]。除上述二维和三维建模方法外，还可以使用 3ds Max 和 Maya 建模软件进行模型搭建^[10]，并将模型导入至 Unity 3D 软件中，实现模型在场景中的相关渲染及应用^[11]。建模软件的优点在于软件提供各类资源包以实现快速建模的需求，易于操作^[12]。本文在古建筑场景建模时选择借助建模软件 3ds Max 来完成。

实现交互方法，包括基于面部表情的交互^[13]，通过对表情进行识别，设计几何算法实现面部特征匹配，从而实现以表情作为情感输入的人机交互^[14]。基于语音指令交互，通过语音识别算法获取语音，进行机器与用户之间的交互^[15]。基于二维交互工具鼠标键盘的交互^[16]，通过对鼠标、键盘中按键功能的设计实现对应的交互功能^[17]。基于人体姿态交互，如使用 Kinect 设备^[18]采集彩色图像特征，将特征进行融合。以此为输入，分割姿态，得到指令进而触发交互^[19]。基于人体手势动作交互，借助三维卷积神经网络分析图像，估计手势动作^[20]，同时在交互时调整动作的执行空间，提高交互的性能^[21]。基于可穿戴体感设备交互，借助交互手柄、头戴式显示器进行交互^[22]，在漫游技术的实现中有很高的应用^[23]，同时这种交互方式有利于提升用户的参与度^[24]。因此本文使用体感设备 Myo 实现交互，相比较本段提到的其他交互方法，体感设备在用户参与度与趣味性方面更好，最终实现的交互效果更好。

2 三维场景搭建及场景优化

本节基于 3ds Max 对铁塔模型及宋、元和现代 3 个时期铁塔公园场景进行搭建，同时对交互中虚拟人物模型进行搭建。通过 Unity 3D 展示整体的漫游场景，并重点对场景进行优化操作。具体包括添加天空、地形、湖水、植被物件、粒子效果添加、光源选择、表面材质纹理选择、摄像机参数设置。



图 2 4 类手势图

Fig. 2 Gesture maps of four types

4 种手势与虚拟人物之间交互关系的具体实现如表 1 所示。

表 1 交互功能关系表

Tab. 1 Interaction function relationship table

角色	佩戴者手势	角色效果
虚拟人物	手部朝前与地面垂直	角色前进
	手向左、右进行摆动	角色转向运动
角色模型	手向下摆动	角色下蹲
	握拳	角色停止运动

3.2 特征数据预处理及碰撞检测

3.2.1 数据预处理

数据提取: Myo 臂环会实时提取佩戴者手臂动作的运动数据, 包括运动产生的加速度值和陀螺仪特征值, 并利用蓝牙接口将数据传输到计算机中。由于提取特征值时, 值会随用户动作的变化而实时在特定区间内连续性变化, 因此本文通过建立数据库来动态存储特征值, 并绘制在 t_i 时间内 4 类动作特征值的连续变化过程, 使用概率论 T-分布法求解特征值的变化置信区间, 绘制相应离散图对其进行分析, 从而确定在对应的置信区间内, 虚拟角色可以完成对应的动作, 实现用户的交互式体验。

数据预定义: 定义角色转动速度 ω_0 , 并根据佩戴者运动时手臂摆动方向, 控制角色做出相应转动动作, 实现对角色转身的控制。具体控制体现在当手臂右摆时, 虚拟角色从当前角度开始以顺时针方向 ω_0 rad/s 进行旋转, 反之人物逆时针方向以 ω_0 rad/s 进行旋转。

3.2.2 碰撞检测

数据预处理后, 本文对虚拟角色与虚拟环境进行了碰撞检测, 在古建筑的墙面构造正处于触发态的碰撞器, 并且将古建筑墙面包含在此触发器中,

设置古建筑墙面与触发器的范围一致, 因此虚拟角色与古建筑墙面的碰撞检测就转换为了虚拟角色与触发器之间的碰撞检测。

未发生碰撞时, 定义角色前进的速度 v_1 , 此时角色会以 v_1 速度沿着身体所在面朝方向进行移动。发生碰撞时, 由碰撞函数式(1), 计算速度向量 v_1 与碰撞古建筑墙面法向量 a 的夹角 θ , 并将角色在该古建筑墙面沿法线方向的移动速度清除, 计算得到发生碰撞时的角色移动速度 v_2 。因此最终实现了对角色速度的控制和场景的碰撞检测。

$$v_2 = v_1 - \alpha |v_1| \cos \theta, \cos \theta = \frac{v_1 \cdot a}{|v_1| |a|} \quad (1)$$

3.3 特征值选择及归一化

本文涉及到前进、转向、下蹲和停止 4 类手势的特征值, 通过建立特征样本数据库, 共采集 2 400 组样本集, 其中 1 200 组作为训练样本, 剩余 1 200 组作为测试样本。本文定义训练样本集为类别标签。超平面 $\omega^T x + b = 0$, 将本文的数据样本分为 2 种类型, 其中 ω 是 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$, $\gamma_i \in \{-1, +1\}$ 法向量, 决定了文中手势动作分类超平面的方向; b 为位移项, 决定了手势动作的分类超平面与原点之间的距离。

由于 4 类手势动作对应的特征值存在差别, 本文对特征向量的每个维度进行归一化, 使得特征向量映射到 $[0, 1]$ 区间。本文定义了转换函数为: $x' = |x - x_{\min}| / |x_{\max} - x_{\min}|$ 。式中的 x_{\max} 为手势特征向量的最大值; x_{\min} 为手势向量特征的最小值; x' 为归一化后的手势特征向量。

3.4 基于 SVM 手势识别算法

Myo 臂环已经有定义好的手势识别 API, 本文没有采用 Myo 现有 API, 而是设计了基于 SVM 手势识别算法进行识别。通过对特征值进行预处理、归一化后, 构造 SVM 分类器, 以数据库中存入的四类手势特征值作为输入, 得到训练结果, 完成对特征值的分类, 并对分类结果使用网格搜索法和 K-折交叉验证法进行测试和验证, 最终实现对用户手势的识别, 实现用户的交互式漫游体验。

3.4.1 参数确定

本文使用 Libsvm 工具箱, 建立 SVM 模型, 构造 SVM 的代价函数式(2)、高斯函数(3)和径向基核函数(4)来确定参数。

$$J(\theta) = C \sum_{i=1}^m (y^i \text{cost1}(\theta^T \mathbf{x}^{(i)}) + (1 - y^i) \text{cost0}(\theta^T \mathbf{x}^{(i)})) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (\theta_j^2) \quad (2)$$

$$g(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{\mathbf{x}-\mu}{\sigma})^2} \quad (3)$$

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

径向基核函数的分类效果与 2 个超参数即惩罚常数 C 以及高斯核半径 g 的选择有关。本文通过定义调参列表, 使用网格搜索法来确定超参数, 其搜索范围为 $[2^{-10}, 2^{+10}]$, 并用 K-折交叉验证法得到平均正确率最高的超参数。其中平均正确率最高的超参数表现为 95%, 因此本文以交叉验证中平均正确率最高的 C 和 g 作为模型的超参数, 即最终确定了惩罚常数 $C=3$, 高斯核半径 $g=0.6$ 。确定超参数后在 1 200 组训练数据上构建分类模型, 用余下的 1 200 组测试数据评估所构建的模型。

3.4.2 分类算法实现

通过构造 SVM 分类器, 超平面轨迹能够有效的将 4 类手势动作对应的特征值分开, 其中距离轨迹最近的点表示为支持向量, 支持向量所对应的特征值可以用来判断相对应的手势动作。使用式(5)可以计算得到支持向量到超平面的距离, 其中 w 、 b 和 d 是手势动作样本进行训练之后得到的结果。若存在支持向量满足式(6)时, 说明此时用户未做出手势动作。

$$D(\mathbf{x}_i) = |w \cdot \mathbf{x}_i + b| / \|w\| \quad (5)$$

$$D(\mathbf{x}_i) < w / 2 + d \quad (6)$$

本文涉及到 4 类手势动作对应的特征值, 都需要使用式(5)~(6)进行判断。

4 实验与数据分析

本节基于 SVM 手势识别算法和 Myo 现有 API 手势识别方法, 设计对比实验得到实验数据, 并

在手势识别种类、准确率和效率 3 个方面对这两种识别方式进行分析, 从而验证 SVM 手势识别算法的可行性, 并最终实现手势分类。

4.1 实验设计

实验平台搭建: 本文在不同硬件, 软件配置的计算机环境中进行 2 次实验。实验 1: 在微软的 Windows 10 环境下, 使用 Python 机器学习库中的算法, 实现在 Unity 3D 环境下的模拟仿真。运行的计算机系统配置为 i5-8300 H, 512 G PCIE GTX1060 144 Hz, 内存大小 8-GB RAM。实验 2: 在专业 VR 模拟的计算机中进行实验。

实验过程设计: 实验共有 15 位参与人员, 年龄分布为: 20 岁~30 岁 5 人, 31 岁~40 岁 5 人, 41 岁~50 岁 5 人, 其中包括 6 位女性和 9 位男性, 身体均健康, 且没有明显的外伤或者畸形。实验中, 参与人员使用体感设备 Myo 臂环, 保持身体正面向前面向计算机, 同时保证身体垂直于水平面, 分别在上述的两种实验平台中完成 4 种手势动作。

一名实验人员完成一类手势动作重复 20 次, 十五名实验人员完成 4 类动作共得到 1 200 组实验数据, 最终 2 个实验平台得到 2 400 组实验数据, 并把数据按照男性、女性在不同年龄阶段所产生的加速度值和陀螺仪值存入数据库, 进行数据分析。

4.2 基于 SVM 手势识别实验

对获取的数据进行归一化和 T-分布法分析处理, 从而得到数据的置信区间, 并基于 SVM 手势识别算法进行分类识别, 在可识别手势种类、准确率和效率 3 个方面对识别效果进行分析。

4.2.1 T-分布方法对实验数据分析

特征值变化过程分析: 实验人员在 t_i 时间内连续做出 4 类手势动作时, 特征值会实时在某个区间进行连续性变化。在实时连续变化中, 绘制特征值在 t_i 时间内变化折线图如图 3 所示。折线图共记录了实验人员在 t_i 时间内完成 4 类手势动作时, 每类手势动作产生的 5 组加速度值与陀螺仪值的变化过程。对两个特征值的连续性变化过程进行分析。折

线图中，将连续动作的初始态记为 t_1 时刻，此时刻用户没有进行运动，属于停止状态，从 t_1 时刻开始，在 $t_1 \sim t_2$ 时刻之间进行前进运动， t_2 时刻到 t_3 时刻之间进行转向运动， t_3 时刻到 t_4 时刻之间进行下蹲运动， t_4 时刻到 t_5 时刻之间停止手臂动作。

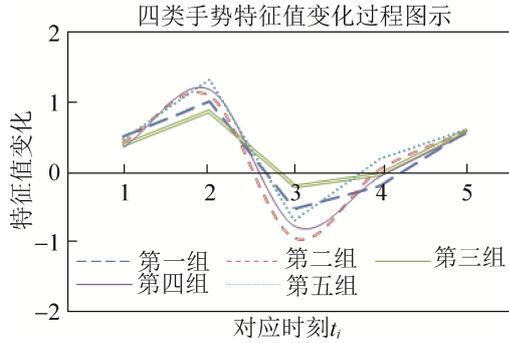


图3 特征值连续变化过程

Fig. 3 Eigenvalue continuous change process

分析图 3 可以得出，进行前进运动时，特征值的变化区间在 $[+0.0, +1.5]$ ，在进行转向运动时，特征值的变化区间在 $[-1.0, +1.5]$ ，进行下蹲运动时，特征值的变化区间在 $[-1.0, +0.5]$ ，进行停止运动时，特征值的变化区间在 $[-0.5, +1.0]$ 。

特征值置信区间确定：通过 T-分布法对已存入数据库中的特征值进行分析，求解出 4 类手势对应特征值变化的置信区间。绘制相应离散图进行分析，从而得到进行 4 类运动时，加速度与陀螺仪值的变化区间，从而更好地控制虚拟人物角色在相应的区间内做出相应的动作。

(1) 前进运动：

从数据库 1 和数据库 2 中共取出前进运动产生的 600 个加速度值和 600 个陀螺仪值，绘制离散图如图 4，图 5 所示。

通过对绘制的加速度离散图进行分析计算可得，样本均值 \bar{x} ，样本方差 S ，并进行均值的区间估计最终得到加速度的置信区间。本文设定显著性水平取 $\alpha=0.05$ 。对于本文取得的样本容量 $n=600$ 中，对应的 $\alpha/2$ 的上分位点为 $t_{\alpha/2}(n-1)=t_{0.025}(599)$ 即可求出 $t_{\alpha/2}(n-1)s/\sqrt{n}$ ，则可以得到总体均值的置信区间。

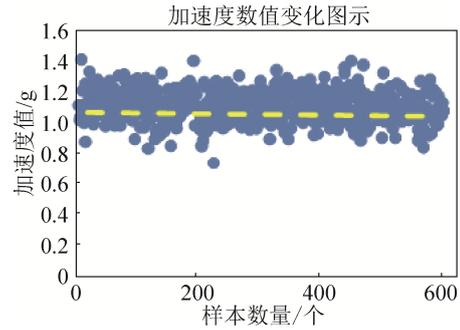


图4 加速度值显示

Fig. 4 Acceleration value display

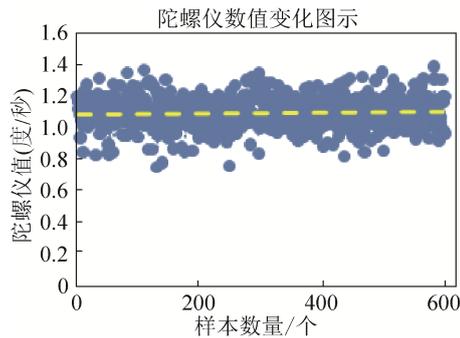


图5 陀螺仪值显示

Fig. 5 Gyroscope value display

由 T-分布的计算公式可得单侧置信下限为： $\bar{x} - t_{\alpha/2}(n-1)s/\sqrt{n}$ ，对应单侧置信上限为： $\bar{x} + t_{\alpha/2}(n-1)s/\sqrt{n}$ 则可以算出进行前进运动时加速度所对应的数据置信区间为： $\bar{x} - t_{\alpha/2}(n-1)s/\sqrt{n}$ ， $\bar{x} + t_{\alpha/2}(n-1)s/\sqrt{n} = (1.095, 1.121)$ 。对前进运动的陀螺仪值进行 T-分布方法求置信区间，得出陀螺仪值的置信区间为： $(1.024, 1.112)$ 。

针对前进、转向、下蹲和停止的手势动作，都要使用 T-分布法确定对应加速度和陀螺仪的置信区间，最终得到 4 类动作的置信区间如表 2 所示。

表 2 4 类动作特征值的置信区间

Tab. 2 Confidence interval of action eigenvalues for 4 types

4 类手势动作	加速度置信区间	陀螺仪置信区间
前进运动	(1.095, 1.121)	(1.024, 1.112)
转向运动	(0.125, 0.146)	(0.134, 0.138)
下蹲运动	(0.014, 0.016)	(0.018, 0.023)
停止	(0.000, 0.002)	(0.001, 0.003)

4.2.2 识别效果分析

对基于 SVM 手势识别算法进行手势识别实验后，现对识别效果进行分析。

可识别手势类别: 实验中 SVM 手势识别算法可以识别前进、转向、下蹲和停止 4 个手势动作。

可识别手势准确率: 通过特征值选择、归一化处理后构造 SVM 分类器。SVM 手势识别算法可以动态识别每个动作特征值变化的整个过程, 包括从动作开始到结束的整个时间段, 由此得到执行某个动作的确切时间点和动作之间相互转换的时间点。从而最终得到手势分类结果, 分类结果见表 3。

表 3 4 类手势动作识别结果

手势动作	测试数/个	准确识别数/个	识别准确率/%
前进运动	300	285	95.00
转向运动	300	281	93.67
下蹲运动	300	283	94.33
停止	300	282	94.00

分析表 3 可知基于 SVM 手势识别算法得到的实验结果准确率在 93.00%~95.00% 之间。

识别效率: Myo 提供的 API 没有下蹲动作, 本文在进行两者识别效率对比分析中, 对前进、转向、停止 3 类动作进行了分析。

从数据库中取出 900 组运动数据当作测试集, 通过基于手势识别的 SVM 算法, 使用网格搜索法和 K-折验证法进行手势识别和泛化性分析, 并统计识别时间。统计的时间是针对 3 类动作共计 900 组运动数据的总和, 其中每类动作对应 300 组运动数据, 具体包括 300 个加速度值和 300 个陀螺仪值。结果绘制如图 6 所示。

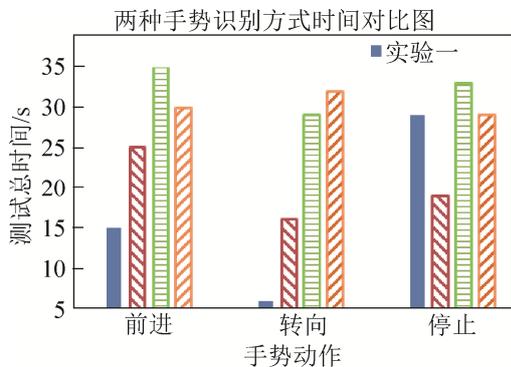


图 6 识别时间对比

Fig. 6 Contrast of recognition time

图 6 中, 蓝色和红色分别表示基于 SVM 手势

识别算法, 对每类动作识别 300 次后的加速度、陀螺仪所用总时间。分析该图可得出, 每类动作识别一次用时在 0.017~0.100 s 之间, 每类动作识别 300 次所用总时间在 5~30 s 之间。

4.3 基于 Myo 的 API 手势识别实验

基于 Myo 现有 API 进行手势识别实验, 在可识别手势种类、准确率和识别效率方面分析实验结果。

可识别手势种类: 在实验中, API 可识别前进、转向、停止 3 个手势, 无法识别下蹲手势。

识别准确率: 在实验中, API 只能静态识别手势, 无法做到实时动态跟踪用户从一个动作开始到结束的整个特征值变化过程, 从而无法分析出每个动作准确的执行时间和动作间变化的时间点, 这对手势识别的准确率有影响, 最终实验得到的手势识别准确率结果如表 4 所示。

表 4 4 类手势动作识别结果

手势动作	测试数/个	准确识别数/个	识别准确率/%
前进运动	300	256	85.33
转向运动	300	251	83.67
下蹲运动	300	0	0.00
停止	300	249	83.00

由表 4 可以分析得到, API 识别手势的准确率在 83.00%~86.00% 之间。

识别效率: 通过对 3 类动作共 900 组特征值进行识别后, 绘制手势识别的总时间图如图 6 所示。该图中, 绿色和黄色分别表示使用 API 进行手势识别后, 对每类动作识别共 300 次后的加速度、陀螺仪所用总时间。分析该图得出, 每类动作识别一次用时在 0.097~0.117 s 之间。

4.4 对比实验结果分析

通过对两种识别方式在以上 3 个方面的对比分析后, 可以得出在识别准确率方面, SVM 识别算法相比于 API 识别方法识别准确性更高, 识别效果更好。在识别效率方面, SVM 识别算法相比 API 识别方法更快, 更高效, 同时可识别手势种类更多。因此 SVM 手势识别算法的功能性更

强, 可以为用户提供更好的交互式漫游体验。

4.5 漫游场景效果展示

本文基于 3ds Max 和 Unity 3D 的三维场景搭建方法, 完成了对铁塔模型及宋、元和现代三个时期铁塔公园场景的搭建和优化, 过程中主要场景模型如图 7 所示, 同时选取其中一个时期的铁塔公园场景如图 8 所示。



图 7 铁塔场景主要模型
Fig. 7 Primary model of Tower scene



图 8 宋代铁塔公园场景图
Fig. 8 Tower Park scene of Song dynasty

本文通过概率论 T-分布法求解出了 4 类手势动作的置信区间, 并对基于 SVM 手势识别算法与 Myo 现有 API 识别法设计对比实验, 分析两种识别方式的识别效果, 从而验证了基于 SVM 手势识别算法的可行性、准确性和高效性。最终实现了对用户手势动作的分类与识别, 实现用户对场景中角色运动的同步控制, 用户因此得到了更好的交互式漫游体验效果。其中角色移动如图 9 所示。



图 9 角色在场景中的移动
Fig. 9 Character movement in the scene

5 结论

随着虚拟现实和人机交互技术的发展, 它们的应用领域也在不断壮大。

本文以古建筑中铁塔公园为背景, 搭建并优化铁塔公园三维场景。借助体感设备 Myo, 基于概率论中 T-分布法和 SVM 手势识别算法对实验数据进行了置信区间的求解和样本数据的训练, 实现了对用户手势的识别。通过手势识别实现对虚拟角色运动的同步控制, 同时也实现了在虚拟场景中的人机交互。这种交互不仅提升了用户的参与度与体验舒适度, 也为他们带来了交互式、沉浸式的古建筑漫游体验。系统最终实现了远程中大型建筑文物的沉浸式展现和漫游体验。

参考文献:

- [1] 程艳云, 边荟沁, 边长生. 基于图数据模型的聚类方法及可信度检测[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(6): 2102-2116.
Cheng Yanyun, Bian Huizhen, Bian Changsheng. Clustering method and credibility detection based on graph data model[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(6): 2102-2116.
- [2] 苗依迪, 吕军, 李秀梅. 两种基于压缩感知的图像数字水印方法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(11): 2649-2655.
Miao Yidi, Lü Jun, Li Xiumei. Two Image Digital Watermarking Methods Based on Compressed Sensing[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(11): 2649-2655.
- [3] 龚正, 王强. 基于微观图像的图像拼接算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 198-202.
Gong Zheng, Wang Qiang. Research on Image Mosaic Algorithm Based on Micro Image[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(2): 198-202.
- [4] 张晓丽, 姚俊峰, 黄萍. 基于 Kinect 的实时 360 度虚拟试衣[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(10): 2378-2384.
Zhang Xiaoli, Yao Junfeng, Huang Ping. Real-time 360-degree virtual fitting based on Kinect[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2378-2384.
- [5] 李乾, 高尚兵, 潘志庚, 等. 基于无标记识别的增强现实方法研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(7): 2608-2614.
Li Gan, Gao Shangbing, Pan Zhigeng, et al. Research on augmented reality method based on mark-free recognition[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(7): 2608-2614.
- [6] 宋亮, 李志, 马兴瑞. 基于激光成像雷达的未知目标相对位姿估计算法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(5): 1103-1111.
Song Liang, Li Zhi, Ma Xingrui. Relative pose estimation

- algorithm for unknown targets based on laser imaging radar[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(5): 1103-1111.
- [7] 张航, 陈彬, 薛含章, 等. 基于无人机和 LIDAR 的三维场景建模研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(9): 1914-1920.
Zhang Hang, Chen Bin, Xue Hanzhang, et al. Research on 3D Scene Modeling Based on UAV and LIDAR[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 1914-1920.
- [8] Zaman F, Wong Y P, Yian Ng B. Density-based Denoising of Point Cloud[M]. Malaysia:9th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications. 2017: 287-295.
- [9] 李泰国, 李文新, 王伟文, 等. 基于 OpenGL 空间机械臂三维重构可视化研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 1(1): 178-187.
Li Thaiquo, Li Wenxin, Wang Weiwen, et al. Visualization of 3D Reconstruction Based on OpenGL Space Manipulator [J]. Computer Technology and Development, 2018, 1(1): 178-187.
- [10] Tredinnick R, Boettcher B, Smith S, et al. Uni-CAVE: A Unity3D plugin for non-head mounted VR display systems[C]. Virtual Reality. Los Angeles: IEEE, 2017: 393-394.
- [11] Jun Z, Guanshan Z. The Development of Virtual Simulation Training System for Modern Greenhouse Based on Unity 3D[J]. China Modern Educational Equipment (S1673-1438), 2018, 14(3): 13-15.
- [12] 程博文, 郑一力, 黄青青, 等. 基于 Unity3D 的林木联合采育机虚拟训练系统研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(4): 1310-1318.
Cheng Bowen, Zheng Yili, Huang Qingqing, et al. Virtual training system of forestry combined breeding machine based on Unity3D[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1310-1318.
- [13] 王珊, 沈旭昆, 赵沁平. 三维人脸表情获取及重建技术综述[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(7): 2423-2444.
Wang Shan, Shen Xukun, Zhao Qingping. A Survey of 3D Facial Expression Acquisition and Reconstruction Techniques[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(7): 2423-2444.
- [14] Hasan M S, Yu H. Innovative developments in HCI and future trends[J]. International Journal of Automation & Computing (S1476-8186), 2017, 14(1): 1-11.
- [15] 胡春花, 陈晓梅, 陈仕鸿. 虚拟现实技术在儿童室内火灾逃生教育中的应用研究[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(4): 934-939.
Hu Chunhua, Chen Xiaomei, Chen Shihong. Application of Virtual Reality Technology in Children's Indoor Fire Escape Education[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(4): 934-939.
- [16] 顾君忠. VR、AR 和 MR-挑战与机遇[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(3): 1-7.
Gu Junzhong. VR, AR and MR-challenge and Opportunity[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(3): 1-7.
- [17] Houyi Y, Manlu L, Hua Z. Kinect depth map retrieval based on guided-sampling[J]. Application Research of Computers (S1001-3695), 2018, 14(8): 298-300.
- [18] Ge L, Liang H, Yuan J, et al. 3D Convolutional Neural Networks for Efficient and Robust Hand Pose Estimation from Single Depth Images[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE Computer Society, 2017: 5679-5688.
- [19] Liu H, Ju Z, Xiaofei Ji, et al. A Novel Approach to Extract Hand Gesture Feature in Depth Images[M]. Human Motion Sensing and Recognition. UK: Human Motion Sensing and Recognition, 2017: 193-205.
- [20] 韩亮, 公璇, 王江云, 等. 跳伞模拟机器人交互可视化功能研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(8): 1747-1752.
Han Liang, Gong Xuan, Wang Jianguyun, et al. Research on Human-Computer Interaction Visualization Function of Skydiving Simulator[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(8): 1747-1752.
- [21] 赵新灿, 潘世豪, 王雅萍, 等. 沉浸式三维视线追踪算法研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(6): 2027-2035.
Zhao Xincan, Pan Shihao, Wang Yaping, et al. Research on immersive 3D gaze tracking algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(6): 2027-2035.
- [22] Lidan C, Zhe Z, Fengyi L, et al. Design of virtual training system for drop-out fuse operation based on VR devices[J]. Experimental Technology & Management (S1002-4965), 2017, 13(9): 119-122.
- [23] Yang M J, Li J, Li H O, et al. VR English Education Game Development Based on Unity3D Platform[J]. Computer Knowledge & Technology, 2018, 5(17): 250-255.
- [24] 张杰, 吴剑章, 汤嘉立, 等. 基于时空图像分割和交互区域检测的人体动作识别方法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(1): 302-305.
Zhang Jie, Wu Jianzhang, Tang Jiali, et al. Human motion recognition based on space-time image segmentation and interactive region detection[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 34(1): 302-305.