

# 基于手势识别技术的遥操作系统的设计与实现

杨雷坤<sup>1,2</sup>, 李绪志<sup>1</sup>, 王红飞<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 空间应用工程与技术中心, 北京 100094;

2. 中国科学院大学, 北京 100190)

**摘要:**传统的空间遥操作人机交互方式是通过鼠标、键盘等进行输入, 操作者需要学习繁杂的输入规则, 友好性差, 缺乏沉浸感。随着我国空间探索任务的发展, 很多科学实验通过遥操作的方式进行。用户对空间遥操作系统提出了更高的要求。针对这一问题, 文中设计实现了基于手势识别技术的空间遥操作系统。利用微软 Kinect 摄像机进行手势提取, 将手势建模为轨迹, 以方向角作为手势特征, 实现了模版识别和基于隐马尔可夫模型的识别算法, 实现了对常用的六种空间遥操作手势的识别。实验结果表明, 基于手势识别技术的空间遥操作系统, 设备简单, 手势输入准确率高, 适合于空间遥操作应用。

**关键词:**遥操作; Kinect; 手势识别; 隐马尔可夫模型

中图分类号: TP399

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2015)09-0001-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2015.09.001

## Design and Implementation of Tele-operations System Based on Gesture Recognition Technology

YANG Lei-kun<sup>1,2</sup>, LI Xu-zhi<sup>1</sup>, WANG Hong-fei<sup>1</sup>

(1. Technology and Engineering Center for Space Utilization, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** The traditional human-computer interaction of space tele-operation is via mouse and keyboard. The operators need to learn complex rules for operating, user friendly is poor and the sense of immersion is lacking. With the rapid development of Chinese space exploration missions, many scientific experiments will be done by tele-operation. The user puts forward higher requirements for space tele-operation system. To solve the problem, design and realize the space tele-operation system based on gesture recognition. Make use of the Microsoft Kinect camera for gesture extraction, then modeling gesture as trajectory, using direction angle as a gesture feature, realize the template recognition and recognition algorithm based on Hidden Markov model, achieving the recognition of six kinds of commonly used space tele-operation gesture. Experimental results show that the device of space tele-operation is simple and gesture accuracy is high, this system is suitable for space tele-operation applications.

**Key words:** tele-operation; Kinect; gesture recognition; HMM

## 0 引言

随着我国空间探测任务的深入, 传感器技术、空间技术的发展, 科学实验数量急剧增长<sup>[1]</sup>, 很多科学实验需要通过遥操作方式进行, 将位于空间飞行器内的实验装置与地面控制、实验员或科学家连接在一个回路中, 使之能“实时在线”地控制实验过程。由于这种操作手段对于提高空间应用效率、降低系统成本大有好

处, 从长期发展角度来看, 空间活动对“遥操作”这种特殊的交互式模式的需求将会越来越迫切。

遥操作系统为人类探索空间环境完成复杂的空间任务提供了便利<sup>[2]</sup>, 然而传统的遥操作人机交互方式通过键盘、鼠标、手写、触摸屏等输入设备, 操作必须要学习输入规则, 需要繁杂的接触式设备严重影响了工作效率, 并且与人类习惯的自然交流方式不一致, 缺乏

收稿日期: 2014-12-08

修回日期: 2015-03-12

网络出版时间: 2015-08-26

基金项目: 中国科学院空间应用工程与技术中心前瞻性课题(CSU-QZKT-201405)

作者简介: 杨雷坤(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向为遥科学支持技术; 李绪志, 硕士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为地面应用系统总体设计、综合信息系统、智能化航天器运行管理系统、智能信息处理等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150826.1604.084.html>

沉浸感,直接导致操作效率的下降。为了解决这一瓶颈问题,多通道、多媒体的智能人机交互成为一个新兴的、重要的研究和应用领域。在人体的动作中,手是使用最多且最容易的部位<sup>[3]</sup>,在人机交互中,手的表达能力担当着重要的作用<sup>[4]</sup>,手势识别成为近年来人机交互中对用户限制最少的交互方式之一。

遥操作系统通常环境是经常变化的,例如不同场景背景、不同的环境光线,同时遥操作任务对手势识别的准确性要求极高,必须保证发送指令的准确。文中主要设计实现了基于手势识别技术的遥操作系统,使空间科学实验用户以自然的交流方式进行遥操作,增强系统的友好性、用户的沉浸感。针对遥操作常用的手势,采用微软于 2010 年推出的 3D 体感摄像机 Kinect,设计实现了基于手势识别技术的空间遥操作系统。这种方式不仅使人们不再需要在身上佩戴各种传感器,而且操作成本也大幅降低<sup>[5]</sup>。

## 1 系统概述

### 1.1 设计目标

基于手势识别技术的空间遥操作系统的设计目标为:利用 Kinect 摄相机、VS2010 开发一个用于空间遥操作的智能人机交互系统。利用 Kinect 实现手势动作提取、利用手势识别算法将手势进行识别、将手势动作转换为空间遥操作指令发送给地面站,进而实现基于手势识别的空间遥操作。

### 1.2 技术路线

基于手势识别技术的空间遥操作系统的技术路线如图 1 所示。主要包括手势识别模块、监控模块,二者均与地面站相连。

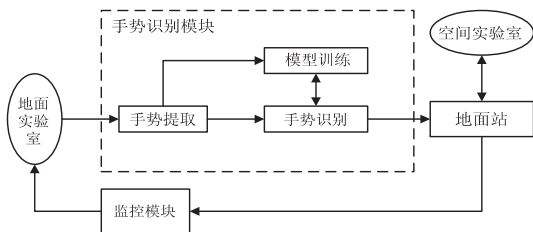


图 1 技术路线

手势识别模块是遥操作系统的重要模块,主要完成手势动作的提取与手势特征训练与手势识别,是文中的主要研究内容。

监控模块主要将科学实验装置的视频、图片以及状态参数进行可视化显示。

## 2 系统关键技术

### 2.1 动态手势提取

Kinect 是微软公司于 2010 年推出的体感设备,2012 年微软公司发布了 Kinect for windows 硬件,其固

件更适合于 PC 使用。Kinect 包括 RGB 摄像头、红外摄像头和红外发射器<sup>[6]</sup>。文中使用 Kinect for windows 硬件作为手势的采集装置。目前基于 windows 平台的 Kinect 应用开发,主要有两个选择,一个是微软官方的“Kinect for windows SDK”,另一个是开放平台 PrimeSense OpenNI<sup>[7]</sup>。Kinect for windows SDK 目前支持 Windows 7 操作系统和 Windows 8 操作系统,支持开发语言 C++、C#等,OpenNI 支持 Linux 等其他操作系统,目前遥操作支持系统软件为 Windows 平台软件。为与已有系统匹配,文中使用“Kinect for windows SDK”进行手势提取,SDK 提供骨骼数据开发接口,骨骼数据是通过处理红外相机的深度数据计算获得的,因此背景光照的变化对骨骼点数据的影响很小。尽管它包含手和胳膊的骨骼点数据,但是并没有手势的数据<sup>[8]</sup>,文中基于 SDK 提供的骨骼点数据提取手势数据,同时减弱背景和光线变化带来的负面影响。

本课题采用微软的 Kinect 作为手势采集装置,研究的手势为右手手势,记录右手每一时刻的空间坐标(X,Y)。手势采集流程图如图 2 所示。Kinect 传感器下方的四元麦克风阵列,它提供了语音识别功能的支持<sup>[9]</sup>。文中利用微软语言识别平台开发工具包(Microsoft Speech Platform SDK)对孤立单词的识别功能分割手势动作。当输入“Begin”语音时开始记录手势,当输入“Stop”语音时停止记录手势,将每一手势的数据保存为手势数据。

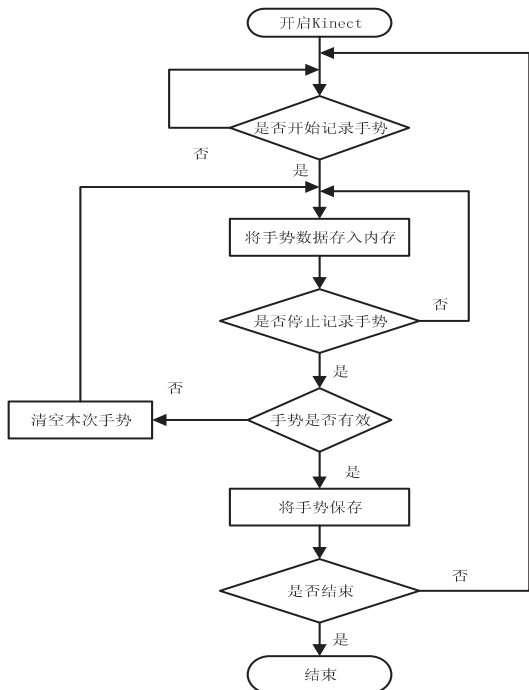


图 2 手势采集流程图

### 2.2 特征选取方法

手势运动轨迹常用的特征有位置、方向角和运动速率等,因为相同手势,每一次的起始位置与结束位置

都可能不同,以及持续的长度不同,每一个人手势的速率也不相同,但是每一个手势的几何形状是一样的,因此方向角能够更好地表示手势。根据方向角参考点的不同,方向角的参考点主要有以下三种:以手势起点帧位置作为参考点,以手势所有帧中点作为参考点,以手势的结束帧位置作为参考点。文中使用中心点作为参考点的方向角进行研究。两点  $p_0(x_0, y_0), p_1(x_1, y_1)$  方向角定义如下:

$$\varphi(p_0, p_1) = \arctan\left(\frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0}\right) \quad (1)$$

然后将方向角进行 12 量化,用一个  $[1, 12]$  的具体数字代表相应的方向角作为特征值进行计算,方向角计算如表 1 所示。

表 1 手势特征量化表

起始角度	终止角度	量化值	起始角度	终止角度	量化值
0	$\pi/12$	1	$13\pi/12$	$15\pi/12$	8
$\pi/12$	$3\pi/12$	2	$15\pi/12$	$17\pi/12$	9
$3\pi/12$	$5\pi/12$	3	$17\pi/12$	$19\pi/12$	10
$5\pi/12$	$7\pi/12$	4	$19\pi/12$	$21\pi/12$	11
$7\pi/12$	$9\pi/12$	5	$21\pi/12$	$23\pi/12$	12
$9\pi/12$	$11\pi/12$	6	$23\pi/12$	0	1
$11\pi/12$	$13\pi/12$	7			

## 2.3 动态手势识别算法

### 2.3.1 基于模版的识别算法

模版识别是物体识别中一种简单而有效的方法<sup>[10]</sup>,主要算法是为手势建立模版,将要识别的手势与所有手势的模版进行比对,找出相似度最高的模版作为识别结果。相似度的度量则一般采用特征向量之间的距离度量<sup>[11]</sup>。文中已经将手势提取特征序列  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$ , 假设模版为  $T_0 = \{t_{01}, t_{02}, \dots, t_{0M}\}$ , 采用向量的欧氏距离作为相似度的判断标准,计算公式为:

$$d = \sqrt{(t_1 - t_{01})^2 + (t_2 - t_{02})^2 + \dots + (t_M - t_{0M})^2} \quad (2)$$

计算待识别手势的特征序列与各个模版的欧氏距离,选取其中欧氏距离最小的模版,该模版代表的手势就是识别出来的手势。

### 2.3.2 基于隐马尔可夫模型的识别算法

#### (1) 隐马尔可夫模型的定义。

隐马尔可夫模型(HMM)是一种基于统计学知识的模型,源自马尔可夫链,是一种用参数表示的双重随机过程模型。该理论由 Baum 等在 1970 年前后提出,随后被应用到语音识别、信号处理、生物信息、轨迹识别等多种领域<sup>[12]</sup>。HMM 参数表示为  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$ 。其中,  $N$  为状态数目,设状态集合  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ ;  $M$  为观察符号数目,在文中为特征量化值的数目;  $A$  为隐马尔可夫模型过程中状态转移概率矩阵,其中

$a_{s_i s_j}$  表示从状态  $s_i$  到  $s_j$  的概率;  $B$  为隐马尔可夫模型过程中状态导致某观察符号的概率矩阵,  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$  表示一次观察序列,  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_T\}$  表示一次状态序列;  $p$  表示初始状态概率矢量。

#### (2) 隐马尔可夫模型的训练与识别。

应用隐马尔可夫模型进行识别必须解决的三个问题是:识别问题、训练问题、解码问题。

识别问题就是在有多个 HMM 模型与特征观察序列时,如何计算每个 HMM 模型产生这个观察序列的概率,以得到最有可能产生这个观察序列的 HMM 模型。具体描述为已知观察序列  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$  和模型  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$ , 求此模型产生这个观察序列的概率  $P_r(O | \theta)$ , 它表示给定观察序列和评价模型的匹配程度<sup>[13]</sup>。文中使用前后向算法实现求解。

$$P_r(O | \theta) = \prod_{t=1}^T P_r(o_t | q_t, \theta) \quad (3)$$

定义前向变量  $\alpha_i(i) = P_r(o_1, o_2, \dots, o_t, q_t = s_i | \theta)$ , 其含义为在给定的 HMM 模型  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$  的条件下,  $t$  时刻得到观察序列  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ , 且状态  $s_i$  的概率。定义后向变量

$$\beta_i(i) = P_r(o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T, q_t = s_i | \theta) \quad (4)$$

其含义为给定 HMM 模型  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$  的条件下,从  $t$  时刻开始到终止时刻  $T$  得到的观察序列为  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ , 且  $t$  时刻状态为  $s_i$  的概率。利用前后向算法则有:

$$P_r(O | \theta) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(i) \beta_i(i) \quad (5)$$

训练问题描述为已经观察序列  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ , 如何调整 HMM 参数  $A, B$  使得,获得最优的  $\hat{A}, \hat{B}$ , 使得此时  $P_r(O | \theta)$  最大化。文中训练问题使用 Baum-welch 算法解决,它是一种基于期望调节(expectation modification)概念的算法<sup>[14]</sup>。定义如下:

$$\varepsilon_i(i, j) = P_r(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | O, \theta) \quad (6)$$

其中,  $\varepsilon_i(i, j)$  表示在观察序列为  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$  和模型参数为  $\theta$  的条件下,时间  $t$  状态是  $s_i$ , 而时间  $t+1$  状态是  $s_j$  的概率。根据前后向算法和条件概率公式可得:

$$\varepsilon_i(i, j) = \frac{P_r(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j, O | \theta)}{P_r(O | \theta)} = \frac{\alpha_i(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(i)} \quad (7)$$

定义:

$$\gamma_i(i) = \frac{\alpha_i(i) \beta_i(i)}{P_r(O | \theta)} = \frac{\alpha_i(i) \beta_i(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_i(i) \beta_i(i)}, i = [1, N] \quad (8)$$

其中,  $\gamma_i(i)$  表示  $t$  时刻状态为  $s_i$  的概率, 则有:

$$\gamma_i(i) = \sum_{j=1}^N \varepsilon_i(i, j) \tag{9}$$

上式可以理解为了  $t$  时刻从所有可能的状态转移到状态  $s_i$  的概率。重估公式如下:

$$\hat{p} = \gamma_i(i) \tag{10}$$

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \varepsilon_i(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_i(i)} \tag{11}$$

$$\hat{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1, O_t=v_k}^T \gamma_i(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_i(j)} \tag{12}$$

求解最优的 HMM 模型就是求解上面参数。首先根据现有的观察序列  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$  和最开始的模型参数  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$ , 通过重估公式重新估计新的参数  $A, B$ , 由此获得新的  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$ , 重复这个过程直至  $P_r(O|\theta)$  最大, 此时的参数就是训练的最优模型参数。

解码问题具体描述为已知观察序列  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$  和模型  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$ , 求在  $t$  时刻的一个隐藏状态序列  $\{q_1, q_2, \dots, q_t\}$ , 使这个隐藏序列在所有的隐藏序列中产生这个观察序列的概率最大。文中使用 Viterbi 算法求解解码问题, 它是一种逐步搜索前进的解码算法。定义:

$$\delta_t(i) = \max_{q_1 \dots q_{t-1}} P_r(q_1 q_2 \dots q_t = i | o_1, o_2, \dots, o_t, \theta) \tag{13}$$

其中,  $\delta_t(i)$  是在给定  $\theta = \{N, M, A, B, p\}$  和  $t$  时刻的观察序列  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ , 满足时间为  $t$  时的状态为  $s_i$ , 且这个概率最高。使用 Viterbi 算法求解, 初始状态为  $\delta_1(i) = p_i b_i(o_1)$ , 求得最优总概率即为:

$$P_r = \max_{i \in [1, N]} \delta_T(i) \tag{14}$$

通过最优状态回溯, 由  $q_{t+1}$  求得  $q_t$ , 相应的  $\{q_1, q_2, \dots, q_t\}$  是 Viterbi 路径。

2.4 监控模块的实现

本系统的监控模块主要用于监控科学实验装置的状态与指令执行效果。本模块基于 VS2010 开发, 以 TCP 的方式接收来自天基的科学实验数据, 将科学实验数据记录, 根据科学实验用户需求将视频或图片或实验参数, 进行显示。反馈模块的流程图如图 3 所示。

3 系统运行与结果分析

为了验证基于手势识别技术的遥操作系统, 文中利用 Kinect 在 Windows8 X64 环境下编程实现了系统原型, 并设计了遥操作动作进行验证。

针对遥操作的实际场景设计了六个动作进行研

究, 分别为加电、断电、升温、降温、左移、右移, 前四个动作主要针对空间的载荷的指令, 后两个动作主要针对遥操作中常用的虚拟模型改变虚拟模型位置的指令。六种遥操作手势形状如图 4 所示。

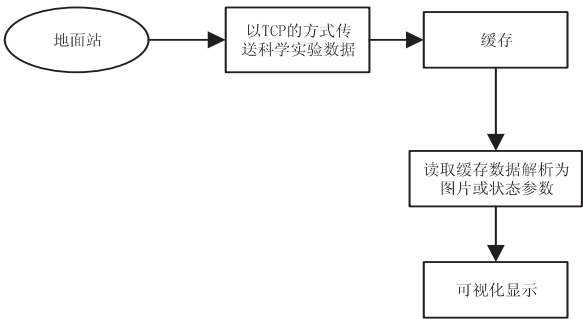


图 3 反馈模块流程图

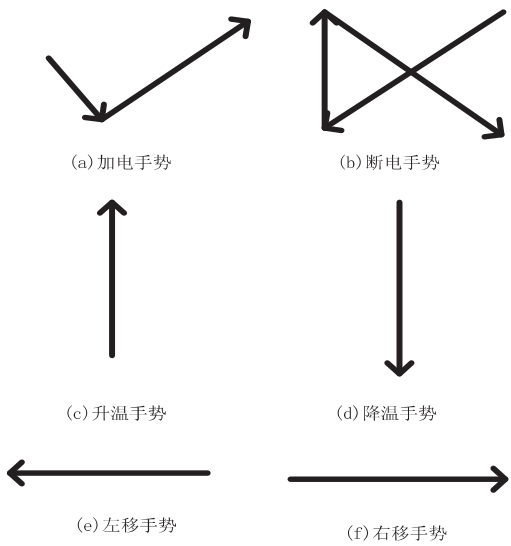


图 4 六种遥操作手势形状

为了验证系统原型的可用性, 实验中使用 5 个人的手势, 每个动作每人提取 30 个数据, 每个手势共 150 个样本数据。

(1) 模版识别算法验证。

选择第一个作为模版, 用其余的 100 个作为测试样本, 对识别结果进行统计, 结果如表 2 所示。

(2) 基于隐马尔可夫模型的识别算法验证。

因为隐马尔可夫模型需要较多的训练样本进行训练, 实验分别设置训练样本为 20、50、100 三种情况, 得到隐马尔可夫模型参数矩阵, 然后对 50 个测试样本进行识别, 对识别结果进行统计, 如表 3 所示。

表 2 模版识别算法实验结果

动作	准确个数	总个数	识别率/%
加电	98	100	98
断电	98	100	98
升温	100	100	100
降温	97	100	97
左旋	100	100	100
右旋	6	100	6



表3 隐马尔可夫模型的识别算法实验结果

动作	训练样本数	准确个数	总个数	识别率/%
加电	20	50	50	100
	50	50	50	100
	100	50	50	100
断电	20	50	50	100
	50	50	50	100
	100	50	50	100
升温	20	38	50	76
	50	47	50	94
	100	50	50	100
降温	20	39	50	78
	50	47	50	94
	100	49	50	98
左移	20	40	50	80
	50	48	50	96
	100	49	50	98
右移	20	41	50	82
	50	44	50	88
	100	50	50	100

(3)结果分析。

模版识别算法,取第一个样本作为模版相当于随机选取一个样本作为模版,前四个动作都取得了较高的识别率,然而最后一个右移手势识别率仅为6%,也就是说识别失败。实验中将右移手势的第三个样本作为模版则获得了99%的识别率。分析原因,由于每个手势来源于不同人不同时间,因此每个手势并不完全相同,甚至有变形的手势,这样选择一个样本作为模版就有可能不符合手势,导致识别失败。因此,虽然模版识别不需要训练过程,但是模版的选择需要从多个样本中选择符合的模版,这个过程需要人工参与,且不能保证选取的一定合适。

基于隐马尔可夫模型的识别算法,在20个训练样本时,加电断电手势识别效果较好,其余四个手势识别效果较差;当训练样本提升到50个时,识别效果有所提升,平均识别率达到95.3%;当训练样本为100个时,六种手势都达到较高的识别率,平均识别率达到99.3%。最低识别率,达到98%。

综合比较两种算法,模版识别算法计算简单,容易实现,但是样本选择需要较多人工参与,才能达到理想效果;隐马尔可夫模型识别算法,计算量大,需要较多的训练样本,但是训练的识别需要人工参与较少。考虑到遥操作的用户多为科学家,并不需要了解模版选择与训练过程,因此适合选择隐马尔可夫模型,用户只需提供手势样本即可。因此本系统最终选用基于隐马尔可夫模型的识别算法,且实验结果表明适用于空间遥操作系统。

4 结束语

文中针对空间遥操作系统目前面临的用户体验不

够理想、缺乏沉浸感、价格高等现状,利用 Kinect 体感交互技术与手势识别技术,提出了一种经济、简单易行的基于手势识别技术的空间遥操作系统。研究了基于 Kinect 的手势提取系统,减弱了背景、光照等因素对手势提取的影响,实现了基于模版和基于隐马尔可夫模型的识别算法,并进行了验证。实验达到了很高的识别率,结果表明基于隐马尔可夫模型的识别技术适合应用于空间遥操作系统中。该系统利用 Kinect 作为输入装置代替传统的鼠标、键盘,设备简单、成本低、输入识别率高,为空间科学实验的交互式操作提供了一个新的思路,具有较大的应用价值。未来,该系统也可应用于在轨维修装配等遥操作场景之中。

参考文献:

[1] 董 敏, 阎 镇. 基于 CUDA 的航天遥感图像实时快视系统的研究[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(6): 32-35.

[2] 杨艳华, 阳方平, 李洪谊, 等. 基于时延预测的空间遥操作系统广义预测控制[J]. 载人航天, 2013, 19(2): 30-37.

[3] Jiang Feng, Wu Shen, Yang Gao, et al. Viewpoint-independent hand gesture recognition with kienct[J]. Signal, Image and Video Processing, 2014, 8(1): 163-172.

[4] Pedersoli F, Benini S, Adami N, et al. XKin: an open source framework for hand pose and gesture recognition using kinect[J]. The Visual Computer, 2014, 30(10): 1107-1122.

[5] 付 倩, 沈俊辰, 张茜颖, 等. 面向手语自动翻译的基于 Kinect 的手势识别[J]. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2013, 49(6): 586-592.

[6] Song Xibin, Zhong Fan, Wang Yanke, et al. Estimation of Kinect depth confidence through self-training[J]. The Visual Computer, 2014, 30(6): 855-865.

[7] 杨光辉, 马纯永, 韩 勇, 等. 基于 Kinect 的虚拟展馆游览系统的设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(6): 174-178.

[8] Li Yi. Hand gesture recognition using Kinect[C]//Proceedings of 2012 IEEE 3rd international conference on software engineering and service science. [s. l.]: IEEE, 2012.

[9] 吴国斌, 李 斌, 阎骥洲. Kinect 人机交互开发实践[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2013.

[10] 钱鹤庆. 应用 Kinect 与手势识别的增强现实教育辅助系统[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.

[11] 赵 琼. 基于视频和三维动作捕捉数据的人体动作识别方法的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2013.

[12] 邓 瑞. 用于 3D 场景视频会议的手势识别系统的研究与实现[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.

[13] 王 历. 基于运动目标轨迹识别的人机交互系统研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2011.

[14] 张 毅, 张 烁, 罗 元, 等. 基于 Kinect 深度图像信息的手势轨迹识别及应用[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(9): 3547-3550.

# 基于手势识别技术的遥操作系统的设计与实现


作者:

杨雷坤, 李绪志, 王红飞, YANG Lei-kun, LI Xu-zhi, WANG Hong-fei

作者单位:

杨雷坤, YANG Lei-kun (中国科学院 空间应用工程与技术中心, 北京 100094; 中国科学院大学, 北京 100190), 李绪志, 王红飞, LI Xu-zhi, WANG Hong-fei (中国科学院 空间应用工程与技术中心, 北京, 100094)

刊名:

计算机技术与发展 

英文刊名:

Computer Technology and Development

年, 卷(期):

2015 (9)

引用本文格式: 杨雷坤. 李绪志. 王红飞. YANG Lei-kun. LI Xu-zhi. WANG Hong-fei 基于手势识别技术的遥操作系统的设计与实现 [期刊论文] - 计算机技术与发展 2015 (9)