

基于改进朴素贝叶斯分类器的康复训练行为识别方法

张毅¹, 黄聪^{1*}, 罗元²

(1. 重庆邮电大学 信息无障碍工程研发中心, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 光纤通信技术重点实验室, 重庆 400065)

(* 通信作者电子邮箱 huangcong486@sina.com)

摘要:为提高康复训练中行为的识别率,对康复训练行为识别进行研究。首先采用 Kinect 传感器提取人体骨骼坐标信息,定义运动特征分类集合,完成朴素贝叶斯分类器设计;然后改进康复训练动作识别阈值选择机制提升识别率。改进前后对比实验证明该方法快速简洁,取得了较理想的识别效果。

关键词:康复训练; Kinect 传感器; 阈值选择; 朴素贝叶斯分类器; 行为识别

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Behavior recognition in rehabilitation training based on modified naive Bayes classifier

ZHANG Yi¹, HUANG Cong^{1*}, LUO Yuan²

(1. Information Accessibility Engineering R&D Center, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. Key Laboratory of Optical Fiber Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: This paper proposed a modified behavior recognition method to improve the recognition rate in rehabilitation training. First, it adopted Kinect sensor to detect human skeleton locations, defined the motion feature in rehabilitation training and designed the Bayes classifier. Second, the threshold selection process was improved to increase the recognition rate. The comparative experimental results with the unmodified one show that the modified naive Bayes classifier is simple and rapid, and it gains better identification effects in rehabilitation training.

Key words: rehabilitation training; Kinect sensor; threshold selection; naive Bayes classifier; behavior recognition

0 引言

近年来,电子通信技术的快速发展使得基于家庭的远程康复训练系统成为现实。在康复训练过程中,由于人体运动姿态的非刚性特点以及训练行为类别的模糊定义^[1],使得人体姿态行为数据的分类成为一个重要的研究课题。目前主流的康复训练中人体运动跟踪技术包括以惯性传感器为代表的非视觉跟踪技术和视觉跟踪技术。在基于视觉跟踪技术的人体行为分析中,Chang 等^[2]利用 Kinect 传感器与高保真光学捕捉系统对康复训练中运动行为的跟踪性能进行对比;BO 等^[3]结合 Kinect 传感器和惯性传感器对康复训练中腿部关节角度进行检测;Parajuli 等^[4]利用 Kinect 传感器检测老年人的姿态,分析其运动机能或判定是否摔倒。结果表明,同惯性传感器和普通的视觉传感器相比, Kinect 传感器能在不受光照、背景等因素的影响下获取关节坐标信息,因此选用 Kinect 传感器对康复训练中的动作进行数据采集。

目前常见的分类器的构造方法包括决策树算法^[5]、贝叶斯算法^[6]、支持向量机算法^[7]、隐马尔可夫算法^[8]和人工神经网络算法^[9]等。通过对分类算法的比较研究发现,基于概率推理的贝叶斯模型对于解决复杂行为不确定性和关联性引起的问题很有优势,是学习效率和分类效果最好的分类器之一。

由于 Kinect 传感器提取到的是关节坐标信息,因此本文针对康复训练时动作行为空间范围中的位置阈值的选择问

题,对朴素贝叶斯康复训练行为分类器进行改进。利用从 Kinect 传感器提取的人体骨骼坐标信息组成运动特征分类集合,设计一种朴素贝叶斯康复训练行为分类器,并在朴素贝叶斯分类器的基础上添加一个阈值计算环节。改进前和改进后的对比实验证明,改进后的朴素贝叶斯分类器对康复训练中的动作具有更好的分类效果,并提高了动作的识别率。

1 Kinect 传感器获取骨骼信息

Kinect 传感器是微软公司开发的一种 3D 体感摄像机,可以通过该设备的两类摄像头获取彩色和深度图像数据,并且支持实时的全身骨骼跟踪,以此来判别人体动作行为^[10]。设备如图 1 所示。

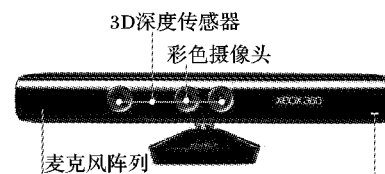


图1 Kinect 设备

Kinect 传感器基于采集到的深度图像,采用分割技术将人体从背景环境中区分出来,并利用随机森林^[11]等分类算法将人体各个部位进行区分定位,得出骨骼关节点的坐标信息。其开发包 Kinect SDK 提供了一个多语言、跨平台的框架,该框架不仅可以进行骨骼识别、声音识别以及人脸识别^[12],还可以与外界硬件进行沟通。此外, Kinect SDK 还包括中间层

收稿日期:2013-05-08;修回日期:2013-06-28。

基金项目:科技部国际合作项目(2010DFA12160);国家自然科学基金资助项目(60905066)。

作者简介:张毅(1966-),男,重庆潼南人,教授,博士生导师,主要研究方向:机器人、数据融合、信息无障碍技术;黄聪(1990-),女,四川资阳人,硕士研究生,主要研究方向:机器人网络化技术、图像传感与处理;罗元(1972-),女,贵州贵阳人,教授,博士,主要研究方向:机器视觉、智能信号处理、数字图像处理。

空间,可以用来做追踪处理。每一帧的骨骼图像中都有被跟踪的人的姿势,包括20个关节点,如图2所示。传感器以每秒30帧的速度生成骨骼图像流,实时地重现人体的运动状态。

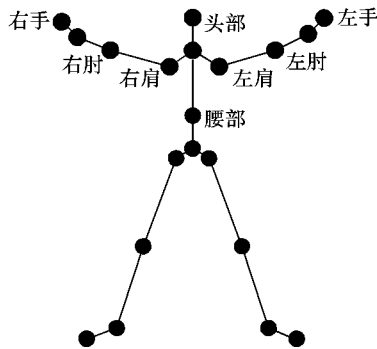


图2 骨骼关节图

利用 Kinect 传感器获取人体的骨骼信息,当训练者的动作不够连贯或者局限于 Kinect 硬件的性能,骨骼关节点的相对位置可能在帧与帧之间的变动很大,出现抖动和跳帧的现象,会导致人机交互的不便。由于 Kinect 会在一定的时间间隔内不断地产生一帧一帧的骨骼数据,因此使用统计的方法进行滑动平均,这样能够减少时间序列数据中的噪声和极值,使用 Kinect SDK 中的霍尔特指数平滑法^[13]来优化关节点抖动所产生的误差数据,使用不同的平滑参数对原序列的时间和骨骼位置两种因素进行平滑,对动作进行平滑处理,达到更好的人机交互效果。

2 本文训练行为识别方法

2.1 朴素贝叶斯分类器

分类器的设计是在已有数据的基础上构造出一个分类模型,通过该模型能够为特征集描述的实例制定最合适的类标记。朴素贝叶斯分类器是一种基于独立假设的贝叶斯定理的简单概率分类器^[14],假设样本的每个特征与其他特征都不相关,根据先验概率和计算给定的待分类实例属于各个类别的条件概率联合求得后验概率,选取计算所得后验概率最高的类别,进行非确定性的决策。

设每个实例 x 可由属性值的集合描述,分类实例 x 的目标是在给定描述实例属性值 $\langle a_1, a_2, \dots, a_m \rangle$ 情况下,找出最可能的类标记 $c(x)$ 。根据极大后验假设可以得出:

$$c(x) = \arg \max_{c \in C} P(c | a_1, a_2, \dots, a_m) \quad (1)$$

朴素贝叶斯分类基于一个基本假设,在给定目标值是属性值之间相互条件独立。基于这个假设,应用贝叶斯公式可以将式(1)改写成:

$$c(x) = \arg \max_{c \in C} P(c) \prod_{j=1}^m P(a_j | c) \quad (2)$$

其中: $P(c)$ 表示 c 的先验概率, $P(a_j | c)$ 是通过计算训练实例集中不同类和属性值组合的出现概率进行的估计。

朴素贝叶斯分类器具有良好的分类效果,尽管在实际应用中,朴素贝叶斯的条件独立性假设往往不成立,但即使在违背该假设的条件下,朴素贝叶斯分类器也表现出相当高的鲁棒性和高效性,因此它已经被广泛地应用到分类、聚类和模型选择等数据挖掘任务中。

2.2 康复训练特征选择和分类器的设计

康复训练中的动作识别不同于普通的动作识别,康复训练时的动作是缓慢的、不规则的,动作类型也不同于普通的动

作。因此本文针对康复训练中肩部动作的识别进行一种新的分类器的设计,选择的肩关节运动包括:展臂运动、肩关节前屈和后伸、屈肘外旋手臂,回旋画圈运动,具体运动方式如表1所示。

表1 4种肩部运动方式

| 编号 | 肩部动作 | 动作说明 |
|----|----------|---|
| 1 | 展臂运动 | 初始状态:手臂垂直于地面放于身侧 运动状态:保持手臂不弯曲离开身侧向上/下运动(左手向左,右手向右) |
| 2 | 肩关节前屈和后伸 | 初始状态:手臂垂直于地面放于身侧 运动状态:保持手臂不弯曲离开身侧向前/后运动(前屈向前,后伸向后) |
| 3 | 屈肘外旋手臂 | 初始状态:前臂和后臂呈90°,后臂紧贴身侧,前臂同身体呈90° 运动状态:以肘部为支点围绕身体做内外旋转运动 |
| 4 | 回旋画圈运动 | 初始状态:手臂垂直于地面放于身侧 运动状态:以肩为中心甩动手臂,做顺时针/逆时针的画圈运动 |

本文针对康复训练时动作类型的特殊性,选取训练者的左手、右手、左肘、右肘和脊柱5个关节点进行研究。在各个特征属性中,包含两种属性。属性 A_1 表示手部坐标点在空间中的位置,以脊柱坐标点为原点,身体侧上方位置 Y 轴为正,身体前方位置 Z 轴为正,将3维空间分为4个区域,空间分区如图3所示,包括身体侧上方 a_{11} 、身体侧下方 a_{12} 、身体正前方 a_{13} 以及身体正后方 a_{14} ;属性 A_2 表示手部坐标点在空间中的运动方向,将其运动方向分为三类,包括 XOY 平面运动 a_{21} 、 YOZ 平面运动 a_{22} 以及 XOZ 平面运动 a_{23} 。考虑到进行康复训练时速度较慢,因此手部的运动方向通过每5帧图像间隔跟踪的轨迹进行判断。利用每个点在空间中分区的位置,结合运动方向,设计出分类器。

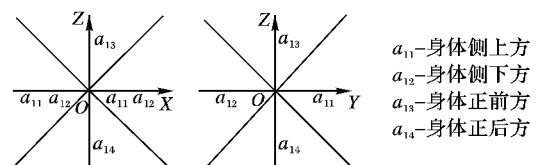


图3 空间分区

完成分类器设计后,可根据朴素贝叶斯分类模型对数据集的2个属性特征计算概率,这样就可以对每一个未分类的实例依据朴素贝叶斯分类器预测出其最有可能归属类别。

2.3 改进的朴素贝叶斯分类器

由于 Kinect 传感器提取到的是关节点坐标信息,因此需设置空间范围中关节点的位置阈值来判定动作类型的准确性。传统的动作识别都是在分类前对动作阈值进行选择,这样选择的阈值只适用于一般人群,而进行康复训练的一般是特殊人群,因此普通的阈值选择方法并不能达到很好的效果。本文针对康复训练中的阈值选择,在传统朴素贝叶斯算法的基础上添加一个阈值计算环节,利用训练时关节的坐标点进行阈值计算,其作用是在康复者进行训练后对每个动作的阈值误差范围进行计算和处理,提高动作识别的准确率,并能有效地适应各种人群。

本文提出的阈值计算方法是一种基于概率判断的阈值确定算法。该算法为每个动作的坐标数据设置一个概率阈值,当分类器对测试示例中的坐标值预测为某一动作的概率大于这个阈值时,则将预测动作添加到预测集合中,最终同朴素贝

叶斯算法相结合,预测最终动作,算法的流程如图 4 所示。

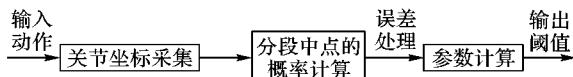


图 4 阈值算法流程

根据采集到的每个动作的坐标信息,对坐标轴进行分段,对训练中得到的数据计算 4 个动作中每个分段中点的概率,并存储在相应的集合中:

$$M_j^+ = \{p(x_i, y_j) \mid x_i \in A_j^+\}; \quad 1 \leq j \leq 4 \quad (3)$$

$$M_j^- = \{p(x_i, y_j) \mid x_i \in A_j^-\}; \quad 1 \leq j \leq 4 \quad (4)$$

其中: A_j^+ 表示包含动作 y_j 的分段的坐标轴区间构成的数据集; A_j^- 表示不包含动作 y_j 的分段的坐标轴区间构成的数据集; M_j^+ 表示每个区间坐标中点的数目属于动作的概率构成的集合; M_j^- 表示每个区间坐标中点的数目不属于动作的概率构成的集合。取两个概率集合中的最小值和最大值构成两个区间 T_j^+ , 区间 T_j^+ 和 T_j^- 分布于 $[0, 1]$ 区间上的位置关系存在交集,因此可用此阈值算法此数据集进行阈值计算。

由于 M_j^+ 中的概率值服从正态分布,因此可以利用正态分布的特点进行误差处理,求出阈值。首先确定正态分布中参数 μ 和 δ 的值:

$$\mu_j^+ = \frac{1}{|A_j^+|} \sum_{i=1}^{|A_j^+|} p(x_i, y_j); \quad x_i \in A_j^+ \quad (5)$$

$$\delta_j^+ = \sqrt{\frac{1}{|A_j^+|} \sum_{i=1}^{|A_j^+|} (p(x_i, y_j) - \mu_j^+)^2}; \quad x_i \in A_j^+ \quad (6)$$

其中: μ_j^+ 表示对 M_j^+ 中所有的概率值求得的均值, δ_j^+ 表示对 M_j^+ 中所有概率值求得的标准差的开方。根据正态分布的 3δ 标准,将阈值设置为以下 3 种取值:

$$Min_j = \mu_j^+ - i * \delta_j^+; \quad 1 \leq i \leq 3 \quad (7)$$

$$Max_j = \mu_j^- + i * \delta_j^-; \quad 1 \leq i \leq 3 \quad (8)$$

$$Mid_j = (Min_j + Max_j) / 2; \quad 1 \leq i \leq 3 \quad (9)$$

当分类器对一个测试示例预测为动作 y_j 的概率大于最低阈值时,则将预测动作添加到集合中,综合朴素贝叶斯算法,预测最终动作。

3 实验结果和分析

本实验采用 VS 2010 编程环境,利用 Kinect 传感器作为输入设备。实验中,将 Kinect 设备置于离地面 1 m 高度的桌面,训练者离摄像头 2 m ~ 4 m,保持身体正对摄像头,训练的速度不能过快。对检测到的关节坐标数据进行平滑处理后,每隔 5 帧图片进行取样。保存前一帧所获得的关节坐标数据,再和当前帧的数据进行对比,如果坐标点的数据在阈值范围内波动连续 5 s,则认为此时动作静止,提取坐标点的数据,判定初始动作并保存,第二次动作静止则认为动作结束。选取 5 个关节点的 14 个数据特征作为数据集的特征项使用改进的朴素贝叶斯算法进行判断识别,具体步骤如图 5 所示。

本实验对于 4 种肩部康复动作进行了识别,实验中分别利用朴素贝叶斯的算法和改进的朴素贝叶斯分类算法识别这 4 个动作,每个动作进行 50 次验证实验,得出其分类识别率。每个动作的分类实验结果如表 2 所示。

通过对比,采用改进的朴素贝叶斯分类模型的分类识别算法识别率更高,其中动作 1 的识别率最高,其主要的原因是手臂未运动到身体的前方,不会遮挡面对摄像头的身体,

更易于对身体进行部位区分。动作 2 在 YOZ 平面的 Z 轴方向变化明显,相对后两种动作,更易区分。动作 3 和动作 4 运动过程相似,需要结合多个关节点进行判断,特征相对不够突出,两种动作容易混淆,因此分类准确率较低。

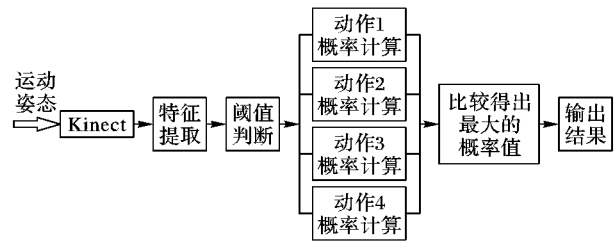


图 5 康复训练动作识别系统流程

表 2 4 个动作的识别率

| 动作编号 | 康复行为类型 | 朴素贝叶斯算法 | | 改进的朴素贝叶斯算法 | |
|------|----------|---------|-------|------------|-------|
| | | 正确识别数 | 准确率/% | 正确识别数 | 准确率/% |
| 1 | 展臂运动 | 48 | 96 | 49 | 98 |
| 2 | 肩关节前屈和后伸 | 47 | 94 | 49 | 98 |
| 3 | 屈肘外旋手臂 | 45 | 90 | 48 | 96 |
| 4 | 回旋画圈运动 | 44 | 88 | 47 | 94 |

实验结果表明,应用改进的朴素贝叶斯分类方法能够对康复行为进行准确分类,能够实时地监测人体康复训练状况。

4 结语

本文通过 Kinect 传感器采集到的骨骼信息,实时地对人体进行康复训练时的动作进行识别,并能有效地避免光照和复杂背景的干扰。在动作训练阶段,使用改进的朴素贝叶斯分类器对训练动作进行分类和识别,达到不同的动作更高的识别率。实验结果表明,该方法在康复训练动作识别方面具有较高的识别率。今后的研究内容可加入更多的康复训练动作进行识别,进一步改进该方法,选择特征子集也是研究的一个重点。

参考文献:

- [1] 赵海勇,李成友. 基于多特征融合的运动人体行为分析[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 3169 - 3172.
- [2] CHANG C-Y. Towards pervasive physical rehabilitation using Microsoft Kinect [C] // Proceedings of the 6th International Conference On Pervasive Computing Technologies for Healthcare (Pervasive-Health). Piscataway: IEEE Press, 2012: 159 - 162.
- [3] BÓ A P, HAYASHIBE M, POIGNET P. Joint angle estimation in rehabilitation with inertial sensors and its integration with Kinect [C] // Proceedings of the 2011 Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway: IEEE Press, 2011: 3479 - 3483.
- [4] PARAJULI M, TRAN D, MA W, et al. Senior health monitoring using Kinect [C] // Proceedings of the 4th International Conference on Communications and Electronics. Piscataway: IEEE Press, 2012: 309 - 312.
- [5] 田枫,刘贤梅,沈旭昆. 一种基于运动姿态的三维人体运动检索方法[J]. 计算机仿真, 2012, 29(11): 42 - 46.
- [6] 杨旗,薛定宇. 动静态信息融合及动态贝叶斯网络的步态识别[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(7): 783 - 790.
- [7] 郑莉莉,黄鲜萍,梁荣华. 基于支持向量机的人体姿态识别[J]. 浙江工业大学学报, 2012, 40(6): 670 - 675, 691.

$$SCombin_{i,j,k,r}^{\bar{F}}(\bar{M}) = PCombin_{i,j,k,r}^{\bar{F}}(\bar{M}, SCVer_{i,j,k,r}^{\bar{F}}(\bar{M})) \quad (5)$$

$$PCombin_{i,j,k,r}^{\bar{F}}(SS_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{N}, SSK_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}, i_r, \tau_{i,t})), \dots, SS_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{N}, SSK_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}, i_r, \tau_{i,t})), true) = \bar{F}\{\bar{M}/\bar{\alpha}\}\{\bar{N}/\bar{\beta}\} \quad (6)$$

其中函数 $SCVer_{i,j,k,r}^{\bar{F}}$ 和 $PCombin_{i,j,k,r}^{\bar{F}}$ 并不能被攻击者所利用。

因此, 针对 (TR, h) -有效的扩展进程, 无限等值理论 E_{SS} 可以通过编译技术转化成为有限等值理论 $E_{SS}^{TR,h}$ 。接下来介绍关于信息项的动态编译技术。

定义 5 (TR, h) -动态编译是偏序函数 $\sigma: T_{SS} \rightarrow T_{SS}^{TR,h}$, 其可以按照如下方式被递归调用:

$$SSK_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}, M, N, \bar{F})\sigma = SSK_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}\sigma, M\sigma, N\sigma)$$

$$SVK_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}, M, N, \bar{F})\sigma = SVK_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}\sigma, M\sigma, N\sigma)$$

$$SS_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}, M, \bar{F})\sigma = SS_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}\sigma, M\sigma)$$

$$SVer_{i,j,k}^{\bar{F}}(\bar{M}, N, \bar{F})\sigma = SVer_{i,j,k}^{\bar{F}}(M\sigma, N\sigma)$$

$$SCombin_{i,j,k,r}^{\bar{F}}(\bar{M}, \bar{F})\sigma = SCombin_{i,j,k,r}^{\bar{F}}(\bar{M}\sigma)$$

$$f(M_1, \dots, M_i)\sigma = f(M_1\sigma, \dots, M_i\sigma)$$

$$x\sigma = x$$

$$n\sigma = n; (i, j, k, \bar{F}) \in TR, r \in [1, h].$$

对于任意 (TR, h) -有效的进程 $A = v\bar{n}. v\bar{y}. (\{\bar{M}/\bar{x}\} \mid P)$, $A\sigma$ 可用于表示 $v\bar{n}. v\bar{y}. (\{\bar{M}\sigma/\bar{x}\} \mid P\sigma)$ 。接下来的定理表明, 经过动态编译, 扩展进程之间的观察等同性得以保持, 因而, 本节所提出的动态编译方法是健壮的。

定理 1 对于 (TR, h) -有效的扩展进程 A, B , 以及 (TR, h) -动态编译 σ , 如果 $A\sigma \approx_{E_{SS}^{TR,h}} B\sigma$, 则 $A \approx_{E_{SS}} B$ 。

证明 略。

4 结语

本文基于等值理论在应用 Pi 演算中对秘密共享方案的密码学语义进行了形式化定义。在此基础上, 本文进一步给出了一种用于将所提出有限等值理论转化为自动化验证器 ProVerif 中重写机制的编码方法, 并最终在 ProVerif 中实现了关于可验证的多秘密共享方案的形式化验证。

本文通过证明给出了关于可验证的多秘密共享方案形式化分析结果的健壮性结论: 如果自动化协议验证器 ProVerif 中可验证的多秘密共享方案的形式化分析结果满足特定安全属性, 则其能够归约证明应用 Pi 演算模型中针对可验证的多秘密共享方案所建立的现实敌手可以“模拟”ProVerif 验证器中的理想敌手, 其意味着现实敌手与理想敌手是不可区分的。

参考文献:

[1] HE A J, DAWSON E. Multistage secret sharing based on one-way

function [J]. Electronics Letters, 1994, 30(9): 1591–1592.

[2] YANG C-C, CHANG T-Y, HWANG M-S. A (t, n) multi-secret sharing scheme [J]. Applied Mathematics and Computation, 2004, 151(2): 483–490.

[3] SHAO J, CAO Z F. A new efficient (t, n) verifiable multi-secret sharing (VMSS) based on YCH scheme [J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 168(1): 135–140.

[4] ZHAO J, ZHANG J, ZHAO R. A practical verifiable multi-secret sharing scheme [J]. Computer Standards and Interfaces, 2007, 29(1): 138–141.

[5] YEW K M, RAHMAN M Z, LEE S P. Formal verification of secret sharing protocol using Coq [C]// Proceedings of the 5th Asian Computing Science Conference on Advances in Computing Science. Berlin: Springer-Verlag, 1999: 381–382.

[6] ABADI M, FOURNET C. Mobile values, new names, and secure communication [C]// Proceedings of the 28th Symposium on Principles of Programming Languages. New York: ACM Press, 2001: 104–115.

[7] ABADI M. Secrecy by typing in security protocols [J]. Journal of the ACM, 1999, 46(5): 749–786.

[8] ABADI M, BLANCHET B, FOURNET C. Just fast keying in the Pi calculus [J]. ACM Transactions on Information and System Security, 2007, 10(3): 9.

[9] ABADI M, GORDON A D. A calculus for cryptographic protocols: the Spi calculus [J]. Information and Computation, 1999, 148(1): 1–70.

[10] BACKES M, MAFFEI M, UNRUH D. Zero-knowledge in the applied Pi-calculus and automated verification of the direct anonymous attestation protocol [C]// Proceedings of the 29th IEEE Symposium on Security and Privacy. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 202–215.

[11] BACKES M, HRITCU C, MAFFEI M. Type-checking zero-knowledge [C]// Proceeding of the 16th ACM Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press, 2008: 357–370.

[12] BACKES M, MAFFEI M, MOHAMMADI E. Computationally sound abstraction and verification of secure multi-party computations [C]// Proceedings of IARCS Annual Conference on Foundations of Software Technology and Theoretical Computer Science. Chennai, India: [s. n.], 2010: 352–363.

[13] SHOUP V. Practical threshold signatures [C]// Proceedings of EURO-CRYPT 2000. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 207–220.

[14] BACHMAIR L, GANZINGER H. Rewrite-based equational theorem proving with selection and simplification [J]. Journal of Logic and Computation, 1994, 4(3): 217–247.

(上接第 3189 页)

[8] WANG Y, YANG C, WU X, et al. Kinect based dynamic hand gesture recognition algorithm research [C]// Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 2012: 274–279.

[9] 卜富清. 基于人工神经网络的图像识别和分类 [D]. 成都: 成都理工大学, 2010.

[10] IKEMURA S, FUJIYOSHI H. Real-time human detection using relational depth similarity features [C]// Proceedings of the 10th Asian Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2011: 25–38.

[11] SHOTTON J, SHARP T, KIPMAN A, et al. Real-time human pose recognition in parts from single depth images [J]. Communications of the ACM, 2013, 56(1): 116–124.

[12] 余涛. Kinect 应用开发实战用最自然的方式与机器对话 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2013.

[13] WEBB J, ASHLEY J. Beginning Kinect programming with the Microsoft Kinect SDK [M]. New York: APress, 2012: 93–94.

[14] 黄思博. 基于计算机视觉的异常驾驶行为检测方法研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2011.