

应用计算机视觉的动态手势识别综述

张国亮, 王展妮, 王田

(华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 从手势识别系统框架模型、手势分割、手势建模与分析 and 手势识别等几个方向,系统地综述当前计算机视觉动态手势识别技术的研究现状,分析其存在的不足,提出了进一步研究的问题.结果表明:基于简易可穿戴设备的手势识别、基于深度视觉传感器的手势识别和多方法交叉融合的手势识别将是未来该领域的发展趋势.

关键词: 人机交互; 手势识别; 计算机视觉; 手势模型; 隐马尔可夫模型

中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A

近年来,随着计算机视觉和机器学习等相关学科的发展,人机交互技术(human computer interaction, HCI)正逐渐从以“计算机为中心”向“以人中心”转移.相对于传统的二维图形用户界面,以人体自身直接作为交流平台的自然用户界面为操作者提供了更为直观、舒适的交互体验,并进行了大量的相关研究,如人脸识别、手势识别、凝视跟踪,以及体势识别等.在这些自然输入信息中,手势具有直观性、自然性和丰富性的特点,与之密切相关的手势识别成为近年来自然交互领域研究的热点问题.目前,手势识别主要可分为基于传感器信息的接触式和基于视觉的非接触式两类.接触式方法利用数据手套等设备,直接获得手势在空间的三维位姿信息,具有测量直接精确、可实时识别手势种类多的优点,但操作者必须穿戴数据手套,一定程度上削弱了人机交互的自然性和灵活性.当更换操作者后,必须重新进行繁琐的标定过程.与之相比,基于视觉的徒手手势识别能够使操作者以更加自然的方式进行人机交互.由于人手存在柔性形变及视觉信息不稳定性,其研究仍然面临许多挑战性课题,如手势差异性影响、复杂背景手势分割、遮挡及高维数据降维等.针对这些技术问题,Erol 等^[1]对 2007 年以前的研究工作进行了分析和总结;关然等^[2]从手势分割和手势识别两个方面重点分析了最新的研究进展.但是,上述研究主要集中在手势的鲁棒性分割与识别方面,并不能全面体现该领域相关技术的最新进展.为此,本文系统分析了国内外该领域研究工作的最新进展,对当前亟需解决的问题做了详细的分析,展望了视觉动态手势识别未来的发展方向.

1 动态手势识别系统框架模型

基于计算机视觉的手势识别系统模型,如图 1 所示.首先,输入图像经手势分割分离,定位出动态手势.然后,根据应用需求选择手势模型进行手势分析,并依据模型提取手势特征参数.最后,根据模型参数对手势进行分类,生成指定应用的手势描述.

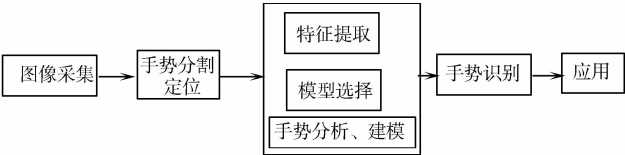


图 1 基于计算机视觉的手势识别系统模型
Fig. 1 Model of hand gesture recognition system based on compute

收稿日期: 2013-12-16

通信作者: 张国亮(1978-),男,讲师,主要从事机器人视觉伺服、机器人视觉应用、机器人遥操作的研究. E-mail: zhangguoliang@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61202468);福建省自然科学基金资助项目(2013J050901, 2014J01240);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目,华侨大学高层次人才科研启动项目(11BS107)

2 手势分割

手势分割是手势识别基础和前提,其分割的结果将对后续 的识别带来直接的影响.目前,选择策略主要有基于肤色的分割、基于运动分割,以及多模式的分割.

2.1 基于肤色模型的手势分割

肤色分割是最常用的手势分割方法.依据选择色彩空间的不同,研究者提出了多种不同的肤色模型. Van 等^[3]研究了基于 RGB 空间的肤色建模方法;冯志全等^[4]提出基于肤色亮度的手势分割方法;刘军等^[5]在色调,亮度,色饱和度空间(hue intensity saturation,HIS)中,通过非参数化的颜色直方图取得肤色范围.基于颜色空间的分割技术的缺陷是在不同的光照条件下,肤色变化较大,当光源亮度或位置角度发生变化时,误检出伪肤色的概率显著增加.

2.2 基于运动信息的手势分割

手势动作往往和背景存在差异,一些学者利用运动信息达到了手势分割的目的.这一领域主要有差影和光流两种研究方法.差影法对消除背景图像具有明显的效果,但缺陷是只适用于运动对象的分割.与之相比,光流计算方法不需要预先获取图像背景,在复杂环境下能够清晰地表示手势的运动. Hackenberg 等^[6]运用光流法,实现手势的实时追踪;刘蓉等^[7]采用佩戴在手腕的单个加速度传感器获取手势加速度信号,提出一种实时手势加速度动作分割和识别方案.基于运动的分割方法一般需要在一些假设前提下才能发挥作用,例如,差影法需要前景图像和背景图像有明显的颜色差别;而光流法要求背景为静止状态和尽量保持光照恒定,且图像里的主运动分量必须是手势运动.

2.3 基于多模式信息的手势分割

为克服复杂环境下单一手势分割方法的局限,一些学者提出基于多线索融合的分割方法.如 Weng 等^[8]融合颜色、运动和形状定位,提高了手势分割的准确度;赵云等^[9]提出结合肤色模型和动态跟踪窗口的手势分割算法;方奎等^[10]提出基于样本集均匀化的肤色模型,并建立了基于统计分析的手势分割方案.为降低复杂环境下手势分割的难度和计算复杂度,很多研究通过在手指或手掌上作特殊标识,或者强制要求使用单色的墙壁、特殊颜色的服装来简化背景.从分割准确度的角度来看,这些方法确实提升了系统分割的性能,但诸多人为的限制不仅影响了的人机交互的自然性,而且应用范围也受到了一定的限制.

3 手势建模与分析

3.1 手势模型

手势模型是根据手势分割得到的视觉图形,利用参数化建模方法形成的抽象模型.从目前的文献来看,大致可归结为两类:基于表观的二维手势模型、基于骨架的三维手势模型.

3.1.1 基于表观的二维手势模型 基于表观的手势模型利用手势在图像序列里的表观特征为手势建模.常见的建模策略有灰度图或历史图、可变形模板、图像特征属性,以及运动参数模型.灰度图和历史图通常采用直方图等统计方式作为手势模型,通过累积图像序列里的时空信息来建立手势模型^[3].可变形模板是从轮廓影像中抽取一些特征点,构成具有一定的形变,能够描述诸如平移、旋转等全局运动的点集^[2].图像特征属性指从图像序列中抽取的具有辨识性、独立的属性参数,如轮廓、边界、角点、图像矩、区域直方图等^[4].与前几种静态表观不同,运动参数表观模型更多考虑了模型的时空关系,可选择的运动参数包括平移、旋转、形变以及方位等.这类表观模型利用光流等手段分割图像中的运动区域,建立手势的时空表观模型^[7].

3.1.2 基于骨架的三维手势模型 考虑到动态手势中存在着大量的关节约束和运动依赖关系,需要处理的模型信息非常巨大.因此,从降低计算负担考虑,常常采用几何模型替代或部分恢复的方法对模型简化处理.前者是利用简单的 3D 几何结构对骨架模型进一步简化,加快计算机实时处理和渲染的速度. Malima 等^[10]以手区域的重心为圆心构造切割圆,实现手指的计数,并完成手势的分类识别.完全恢复手势模型需要对手势的形状和运动具有先验知识,一般很难用于实时操作.因此,实际应用中,经常采取部分恢复手势模型的策略,如只恢复指尖或手掌的信息,就可完成定位和导航等相对复杂的任务.

基于表观的手势模型计算复杂度低, 仅利用少数的局部特征就可以建立手势模型. 因此, 应用较为广泛, 但表观特征通常只适用交流性手势, 其通用性受到一定限制. 基于骨架的模型适合于所有手势, 但是从高维空间中实时恢复手势非常困难. 针对大容量高维度的手势特征库, 往往需要设计高效的特征检索算法, 如四叉树^[11]、R 树^[12]和 KDB 树^[13]等. 但这些搜索算法随着特征维数的不断升高, 系统有可能陷入所谓的“维数灾难”. 因此, 在以往的研究中, 很多系统加入了附加约束条件来简化计算, 如操作者手工标记初始位置或手势参数符合特定的概率分布.

3.2 手势特征的分类与提取

手势模型确定后, 手势分析下一步的任务是需要选定的模型下完成特征提取和匹配, 从而为后续的识别提供分类基础信息. 按照提取特征级别的不同, 一般可以分为低层几何特征、高层全局特征和 3D 特征. 低层几何特征并不考虑图像的内容, 只包含了手势的局部信息, 如角点、轮廓、重心等. 因此, 很难适应手势的缩放与平移等变换. 针对这一问题, 一些学者采用 Hu 矩、Zernike 矩、傅里叶描述子等全局特征进行手势识别. 李丹娇等^[14]提出融合 CSS 形状描述子与傅里叶描述子的手势特征提取方法, 陈启军等^[15]利用傅里叶描述子提取手势特征, 并结合 Camshift 算法和 Kalman 滤波预测识别手势的运动. 与前两种特征相比, 3D 模型特征不会有遮挡等问题, 但直接获取关节、骨架等模型特征非常困难. 目前, 不管哪一类特征, 其提取结果非常依赖于前期分割的质量. 因此, 如何将手势分割和特征提取一定程度上融合, 或直接忽略分割的影响, 将是今后发展的研究方向.

3.3 手势建模面临的主要问题

实时处理海量的高维数据是基于视觉的动态手势建模方法面临的重要课题. 从现有的文献来看, 不论采取哪类建模方法, 都必须面对降维和遮挡的两个共性问题.

3.3.1 人手模型降维问题 为了在最低维度的子空间内包含更多的手势特征, 研究人员提出了很多有价值的人手模型降维思路, 如梯度降维、机器学习和主成分分析(PCA)等. 肖飞等^[16]基于 ANRBF 网络, 提出了梯度下降(GD)版的强化学习算法, 改进了连续状态空间下的强化学习算法初始性能差及收敛速度慢的问题. 机器学习是降低高维特征空间搜索问题的另一有效途径. 胡耀民等^[17]提出面向特征数据范围的泛化学习向量量化算法(GLVQ-Range), 在一般凸条件下, 提高了大规模数据处理的收敛速度. PCA 在模式识别领域有着广泛的应用, 非常适合通过在线学习的方式降低手势状态向量的维数. 姚明海等^[18]通过计算样本投影系数向量的 PCA, 提出基于自适应子空间的在线手势识别方法.

3.3.2 遮挡问题 自然状态下的人手是多关节、柔性灵巧的物体. 当关节物体弯曲时, 会产生自遮挡现象. 遮挡问题不仅加大了手势分割的难度, 对后期的识别也会造成直接的影响. 目前, 针对双手交错遮挡造成的手势分割问题, 学者们进行了大量的研究. Zabulis 等^[19]采用双手方向和位置限定的假设条件, 解决跟踪中双手区分问题; 张生军等^[20]通过对手部特征进行主成分分析, 研究了左右手区分判别方法. 但是, 以上这些文献都无法处理手部丢失及跟踪错误的情况. 对于一般的目标丢失问题, 粒子滤波等统计概率方法是一种有效的手段. 但是这类方法需要大量的训练样本, 对于手势这样具有高维特征的关节式物体, 很难得到满意的实时处理结果. 从实际应用角度来看, 利用多目视觉来克服手势遮挡带来的识别问题是值得关注的研究方向. 林灼斌等^[21]采用多目视觉结合特殊标记的方式, 解决了手部关键节点互相遮挡的问题. 这一方法不仅有利于处理遮挡问题, 同时对空间向量降维也有一定作用, 但目前在多目间特征融合和最佳视点的选择等方面还有待进一步研究.

4 手势识别

不同的手势模型决定了手势识别方法的多样性. 研究方法主要包含以下 4 种.

4.1 隐马尔可夫模型方法

隐马尔可夫模型(hidden markov model, HMM)早期主要用于语音识别领域, 近年来在手势识别方向发展非常迅速, 涌现了许多具有代表性的研究方法. 江超等^[22]结合粒子滤波和 HMM 实现了手势运动轨迹的动态识别; 严焰等^[23]利用 HMM 对手势指令建模, 并采用 K-Means 算法矢量量化手势特征序列, 以提高手势识别性能; 常亚男^[24]采样 HMM 二次训练误识样本方法对非典型手势进行识别, 识别率达到 98.06%, 但其缺陷是初始化过程过于复杂, 且由于跟踪和识别分开进行, 导致运算量非常大. 目

前,HMM 虽然在语音识别领域取得了巨大的成功,但是在手势识别中的表现却并不令人十分满意,这主要是由于传统的 HMM 方法需要为每种手势分别建立 HMM 模型,计算量巨大,影响了系统的实时性能.因此,如何在模型复杂性和系统实时性之间寻求平衡,以适应手势识别的实际应用,将是研究者值得深入探讨的问题.

4.2 神经网络

神经网络具有高度的并行性、自适应性及一定的学习能力等特点,一些学者将这一方法应用于手势识别领域. Murthy 等^[25]使用 BP 网络,实现了数十种手势的分类识别.但传统的 BP 网络存在一些固有的缺点,如容易限于局部极小、收敛速度慢、不能有效利用以往的学习经验等.针对这些问题,许多改进算法不断被提出来. Li 等^[26]提出自适应确定隐含层神经元数目的算法,将 Chebyshev 前馈神经网络推广到动态手势学习和识别; Tusor 等^[27]将模糊理论和人工神经网络结合,建立了模糊神经网络的拓扑结构,用模糊特征值去描述和区分不同的手的姿势.

神经网络模型种类繁多,针对不同的应用需求,可衍生出不同的形式,但其识别准确建立在大容量的训练样本基础之上.虽然一些改进的网络训练迭代规则可以提高训练速度,但仍不能完全避免冗长的学习训练过程,因此,该方法不太适应需要对用户手势进行在线学习的情况.

4.3 基于时间规整的方法

基于时间规整的方法可分为基于压缩时间轴的识别和基于动态时间规整的识别(DTW).前者是通过选择某一时间无关的参数,将动态手势的连续轨迹转化为静态离散的点,然后利用静态手势识别算法对动态手势分类识别. 黄国范等^[28]将动态手势转换为一系列肤色轨迹点的静态矢量图,实现手势分类识别. DTW 方法利用非线性规整函数消除时间上的非线性波动,从而在不同时间轴上消除时空表示模式之间的差别. 陈文^[29]提出适合基于加速度传感器的智能终端的 E-DTW 手势识别算法,通过斜率限定曲线路径,减轻模板匹配的计算量,降低手势识别的开销.

两种方法本质上是 从时间上衡量手势间的相似程度,实现分类识别. 比较而言,DTW 方法更加简单有效,在测试模式和参考模式之间允许充分的弹性,并可采用最优动态规划匹配算法提高识别率,但缺陷是实时性较差.

4.4 多信息融合的识别方法

为克服单一视觉信号的不足,多传感器信息检测和融合技术逐渐被引入到手势识别中,成为手势识别领域研究的一个热点. 目前主要有加速度计融合、数据手套融合、肌电融合 3 种方式,刘煜^[30]利用的是三轴微加速度计与三轴微陀螺仪的手持设备. 对于一些特定手势动作,有学者利用加速度传感器捕捉人的体感动作,取得了不错的识别率. 梁秀波等^[31]利用智能手机和 Wiimote 作为加速度数据采集设备,将手势的识别用于人机交互系统,但加速度传感器在低速和与旋转相关的动作识别方面存在缺陷;为此,王万良等^[32]将地磁传感器和加速度传感器数据融合,由隐马尔科夫模型进行手势分类和识别.

多信息融合的方法能有效补充单一视觉信息识别的缺陷,但目前多数的研究只是简单的采样融合. 由于不同类别的信息具有的时空变换不同,如何深层次有效地协调融合将是研究者今后重点需要考虑的问题.

5 发展趋势

近年来手势识别的研究取得了令人瞩目的进步,目前已能够对数十种静态或动态的手势进行检测识别,其准确率和识别率都有显著的提高,但其研究仍然面临许多挑战性课题,如不同文化间手势识别的差异和手势之间的过渡模型的识别等. 从目前的研究发展来看,在以下方向仍有进一步拓展的空间.

5.1 基于简易可穿戴的设备

出于算法计算负担和图像采集硬件上的考虑,当前的视觉手势识别在 手势形状和手势速度都加入了限制. 这些约束条件虽然有利于识别,但削弱了使用者利用手势交互的自然流畅感. 近年来,随着高性能、微小型传感设备的迅速发展,可穿戴计算技术正逐步向以人为中心、无形化的方向发展,成为最有希望突破视觉手势识别瓶颈的关键技术. 这一研究方法是指在不影响自然交互的基础上,提供简易的可穿戴手势接口,对传统的视觉手势识别提供辅助信息. 例如,在手腕上是否带一块手表并不影响手势交互

的性能,但却对手势的识别带来极大的好处,使得复杂的建模过程和大量的计算处理更为迅速,同时也可克服视线遮挡等带来的问题。

5.2 基于深度视觉的传感器

早期的视觉手势识别方法只能利用图像的二维信息,虽然可以取得手势的形状、颜色和运动等特征,但却无法直接获取手势的骨架等三维特征。近年来,微软、华硕等公司相继推出廉价的深度视觉传感器设备,如 Kinect 和 Tong 利用深度视觉结合普通 2D 视觉的研究方法正逐渐引起学者的广泛关注。曹维清等^[33]利用深度图像信息及手势表观特征,解决了在光照及肤色区域重合时的手势区域分割问题,实时的手势识别不受手势旋转和缩放的影响。深度信息的引入为复杂背景下的手势分割以及三维模型的恢复带来了极大的便利,拓展了传统视觉手势识别的应用范围。

5.3 多种方法的交叉融合

方法间的融合和互补也正成为当前研究的主要方向,这种做法是试图以充分性来提高识别的精确性。倪训博等^[34]研究了融合模糊理论、DTW 算法和 Viterbi 算法的识别方法,提高了手语识别系统的识别率和速度。交叉融合的研究方案综合利用了各种方法的优势,增强了系统的普适性和鲁棒性,但如何提高算法的融合效率以适应实时的应用,是值得研究者进一步研究的课题。

5.4 结合多学科已有的研究成果

到目前为止,手势识别的研究仍主要集中在技术层面的实现问题,综合利用其他学科已有的研究成果相对不足。如手势交互时必须要考虑人的心理特征,可利用心理学的基础研究建立具有自然、高效的交互体验的手势模型。冯志全等^[35]从认知心理的角度对人手的行为进行分析,建立了操作者手势的 4 阶段行为预测模型,并研究了基于行为模型的手势跟踪和交互算法。从现有的研究状况和手势识别未来的发展需求来看,综合利用多学科已有的研究成果,是值得研究者深入考虑的内容。

6 结束语

基于视觉的动态手势问题的研究,是生物识别和人工智能中的一个重要研究领域,从手势分割、手势特征提取、手势模型建立、手势识别等多个方面,对基于视觉的动态手势技术研究现状及其未来发展进行系统的总结与评价,其研究成果将对当前人机交互模式的研究与发展具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] EROL A, BEBIS G, NICOLESCU M, et al. Vision-based hand pose estimation: A review[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 108(1/2): 52-73.
- [2] 关然, 徐向民, 罗雅愉, 等. 基于计算机视觉的手势检测识别技术[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(1): 155-160.
- [3] VAN-DEN-BERGH M, VAN-GOOL L. Combining RGB and TOF cameras for real-time 3D hand gesture interaction [C]//IEEE Workshop on Application of Computer Vision. New Jersey: IEEE Press, 2011: 66-72.
- [4] 冯志全, 杨波, 郑艳伟. 基于特征点分布分析的手势特征检测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(11): 2333-2340.
- [5] 刘军, 田国会, 李荣宽, 等. 智能空间下基于手势识别的人机交互[J]. 北京联合大学学报: 自然科学版, 2010, 24(2): 14-18.
- [6] HACKENBERG G, MCCALL R, BROLL W. Lightweight palm and finger tracking for real-time 3D gesture control [C]//Proceeding on Virtual Reality Conference. Singapore: IEEE Press, 2011: 19-26.
- [7] 刘蓉, 刘明. 实时手势加速度动作分割与识别研究[J]. 小型微型计算机系, 2012, 33(7): 1620-1624.
- [8] WENG Chuan-bo, LI Yang, ZHANG Ming-min, et al. Robust hand posture recognition integrating multi-cue hand tracking[M]. Germany: Springer-Verlag, 2010: 497-508.
- [9] 赵云, 夏小玲. 使用肤色模型和动态跟踪窗口的手势跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(34): 199-203.
- [10] 方奎, 欧阳宁, 莫建文. 基于椭圆模型的手势识别与仿真[J]. 计算机仿真, 2011, 28(3): 267-280.
- [11] 孙建平. 基于四叉树理论的地图整饰要素研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2012: 5.
- [12] KAO B, LEE S D, LEE F K F, et al. Clustering uncertain data using voronoi diagrams and r-tree index[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(9): 1219-1233.

- [13] ZHANG Xiao-bo, CHENG Liang-lun, ZHU Quan-min. Improvement of filtering algorithms for RFID middleware using KDB-tree query index[J]. Journal of Software, 2011, 6(12): 2521-2527.
- [14] 李丹娇, 彭进业, 冯晓毅, 等. 结合 CSS 与傅里叶描述子的手势特征提取[J]. 计算机工程, 2012, 36(6): 178-181.
- [15] 陈启军, 朱振娇, 顾爽. 基于傅立叶描述字和 HMM 的手势识别[J]. 控制工程, 2012, 19(4): 634-638.
- [16] 肖飞, 刘全, 傅启明, 等. 基于自适应势函数塑造奖赏机制的梯度下降 Sarsa(λ) 算法[J]. 通信学报, 2013, 34(1): 77-88.
- [17] 胡耀民, 刘伟铭. 面向特征数据范围的泛化 LVQ 算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(8): 761-768.
- [18] 姚明海, 瞿心昱. 基于自适应子空间在线 PCA 的手势识别[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(2): 300-305.
- [19] ROUSSOS A, THEODORAKIS V P, MARGOS P. Hand tracking and affine shape-appearance handshape subunits in continuous sign language recognition[C]//11th European Conference on Computer Vision (ECCV). Greece: Kiriakos Kutulakos, 2010: 1-14.
- [20] 张生军, 何小海, 李刚, 等. 基于视频的手势识别中左右手判别研究[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2011, 43(1): 155-160.
- [21] 林钧斌, 庄骏, 孙斌, 等. 基于多判据的多目视觉手势立体姿态检测系统研究[J]. 光学仪器, 2011, 3(33): 12-15.
- [22] 江超, 艾娇燕. 基于 OpenCV 的摄像头动态手势轨迹识别及其应用[J]. 计算机应用, 2012, 32(增刊 1): 128-133.
- [23] 严焰, 刘蓉, 黄璐, 等. 基于 HMM 的手势识别研究[J]. 华中师范大学学报: 自然科学版, 2012, 46(5): 555-559.
- [24] 常亚男. 基于 HMM 的动态手势识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2012: 5.
- [25] MURTHY G R S, JADON R S. Hand gesture recognition using neural networks[C]//Proceeding on Advance Computing Conference (IACC). Patiala: IEEE Press, 2010: 134-138.
- [26] LI Mu, HE Yi-gang. Nonlinear system identification using adaptive chebyshev neural networks[J]. Intelligent Computing and Intelligent Systems, 2010: 243-247.
- [27] TUSOR B, VARKONYI K A R. Circular fuzzy neural network based hand gesture and posture modeling[C]//Proceeding on Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). Texas: IEEE Press, 2010: 815-820.
- [28] 黄国范, 程小平. 基于历史的动态手势识别[J]. 西南大学学报: 自然科学版, 2009, 31(1): 106-110.
- [29] 陈文. 基于加速度传感器的智能终端手势识别关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011: 11.
- [30] 刘煜. 基于惯性传感器的手机手势识别研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012: 4.
- [31] 梁秀波, 张顺, 李启雷. 运动传感驱动的 3D 直观手势交互[J]. 计算机辅助设计与图形图像学报, 2010, 22(3): 521-526.
- [32] 王万良, 杨经纬, 蒋一波. 基于运动传感器的手势识别[J]. 传感技术学报, 2011, 24(12): 1723-1726.
- [33] 曹维清, 李瑞峰, 赵立军. 基于深度图像技术的手势识别方法[J]. 计算机工程, 2012, 38(8): 16-19.
- [34] 倪训博, 赵德斌, 姜峰. Viterbi 和 DTW 算法的关系分析: 在非特定人手语识别中的应用[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(2): 305-317.
- [35] 冯志全, 杨波, 李毅, 等. 基于交互行为分析的手势跟踪方法[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(1): 31-40.

Survey on Dynamic Hand Gesture Recognition with Computer Vision

ZHANG Guo-liang, WANG Zhan-ni, WANG Tian

(College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: According to classification of system model, hand segmentation, hand modeling and hand recognition, the paper surveyed these technologies with computer vision in last several years in detail. Existing problems are analyzed and issues of future researches are presented. In terms of analysis results, simple wearable device, depth vision sensor and integration of multi method will be developing trends in hand recognition in the future.

Keywords: human computer interaction; hand gesture recognition; computer vision; hand gesture modeling; hidden markov model