

# 基于视角不变的三维手势轨迹识别

张毅<sup>1</sup>, 张烁<sup>1</sup>, 罗元<sup>2</sup>

(1. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 沙坪坝区 400065; 2. 重庆邮电大学光电工程学院 重庆 沙坪坝区 400065)

**【摘要】**提出了一种新颖的基于视角不变的三维手势轨迹识别方法, 手势分割采用Kinect传感器获取图像深度信息, 通过先定位起始点再定位结束点的方法定位手心点, 使手势轨迹点定位有自动无延时的特性。采用改进的质心距离函数表示视角不变的三维轨迹特征, 隐马尔可夫模型用于训练和识别有效的轨迹。实验结果表明, 该方法具有光照及复杂背景鲁棒性, 数字0~9的平均识别率可达97.7%。

**关键词** 三维手势轨迹; 质心距离函数; 轨迹点定位; 视角不变

中图分类号 TP242.6

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.01.010

## View-Invariant 3D Hand Trajectory-Based Recognition

ZHANG Yi<sup>1</sup>, ZHANG Shuo<sup>1</sup>, and LUO Yuan<sup>2</sup>

(1. Institute of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications Shapingba Chongqing 400065;

2. Institute of Optoelectronics Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications Shapingba Chongqing 400065)

**Abstract** This paper proposes a novel method for view-invariant 3D hand trajectory-based recognition. The image depth information in gesture segmentation is collected by using Kinect sensor. View-invariant 3D hand trajectory is represented by improving centroid distance function. Hidden Markov model is applied to train and recognize hand gesture. Experiment results show that the proposed method is robust under the condition of different illumination and complex background. The illustrated system can successfully recognize spotted hand gestures with a 97.7% recognition rate for Arabic numbers 0 to 9.

**Key words** 3D gesture trajectory; centroid distance function; gesture spotting; view-invariant

手势识别是人机交互中的一种重要手段<sup>[1-2]</sup>。手势轨迹是一种简洁、鲁棒的运动特征, 被广泛应用于行为动作识别中。文献[3]结合局部变量和全局变量, 有效地提高了手势识别的效率; 文献[4]提出了使用HMM模型来进行中文手语视频检索; 文献[5]提出了根据手势运动分析识别泰文字母的方法。但是以上方法都是在二维轨迹的基础上识别, 实际中不同的轨迹经过投影可能具有相同的二维轨迹, 相同的手势在同一个平面通过不同的角度投影得到不同的手势。传统的解决办法是增加轨迹分类, 但是同时也增加了计算量, 降低了识别速度<sup>[6]</sup>。基于以上问题, 近年来人们对三维轨迹识别做了很多研究, 文献[7]提出了一种工业环境下三维手势轨迹识别方法; 文献[8]提出视角不变的三维轨迹识别算法, 通过最小二乘法计算主要平面将3D轨迹映射到平面, 提取的都是二维特征, 计算误差将直接影响识别效

果, 计算速率低。

## 1 问题提出

为了解决常规三维手势轨迹识别存在计算误差和映射问题, 本文提出了基于视角不变的三维手势识别方法。如图1所示, 该系统流程主要由4部分组成, 手势分割从Kinect传感器中获取深度数据, 通过深度图像处理, 获得手心位置, 对手心点进行去抖动, 因此不易受光照、背景等因素的影响, 提高了手势轨迹识别的稳定性和鲁棒性。特征提取引入改进的质心距离函数(centroid distance function, CDF)提取三维手势轨迹特征。手势跟踪采用Camshif与Kalman结合的方法实现实时跟踪。手势识别时将CDF特征作为隐马尔可夫模型的输入值, Bam-Welch算法用于训练, Viterbi算法用于识别。并且本文在手势轨迹定位中采用先定位起始点再定位结束点的

收稿日期: 2012-10-15; 修回日期: 2013-04-11

基金项目: 科技部国际合作项目(2010DFA12160); 国家自然科学基金(60905066, 51075420)

作者简介: 张毅(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事机器人及应用、数据融合、信息无障碍技术方面的研究。

方法, 解决了以往先定位结束后定位起始点方法存在延时的问题, 提高了系统的实时性。最后, 采用本文方法利用5种不同的手势轨迹控制智能轮椅的运动, 验证了该方法的有效性。

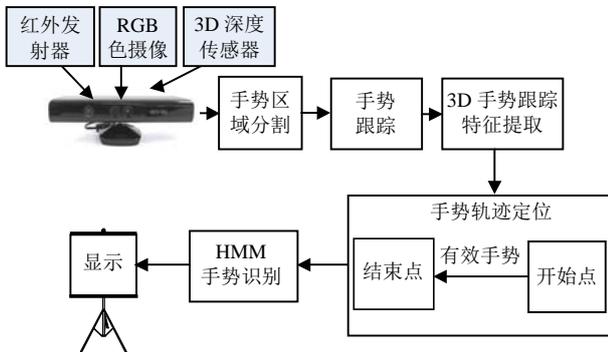


图1 系统流程图

## 2 手势检测

### 2.1 获取手势轨迹信息

Kinect是微软公司推出的最新型游戏机XBOX360的配套外设, 使人机互动的理念更加彻底地展现出来。它是一种3D体感摄影机, 同时也导入了即时动态捕捉、影像辨识、麦克风输入、语音辨识、社群互动等功能。本文利用Kinect传感器采集图像, Kinect不同于普通摄像头的地方是它有感知世界的CMOS红外传感器。该传感器通过黑白光谱的方式来感知环境, 深度图像中颜色白、灰、黑代表不同的物理距离。手势区域分割如图2所示。

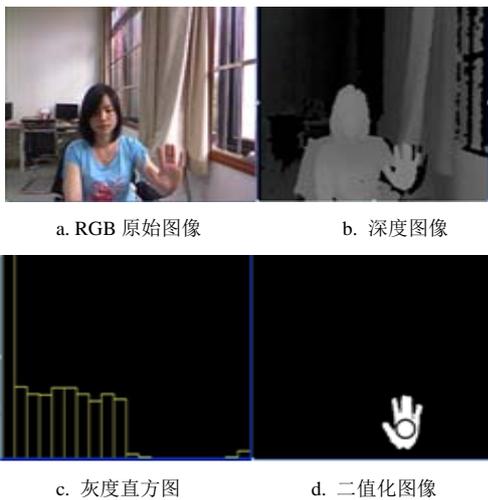


图2 手势区域分割

在人机交互中, 交互手势位于摄像头所拍场景的最前面, 因此可以根据手势区域跟背景区域具有不同的深度值分割手势。本文采用灰度直方图方法确定深度阈值。灰度直方图统计图像中具有每种灰度级的像素的个数, 反映了图像中每种灰度出现的

频率<sup>[9]</sup>。Kinect传感器所采集的深度图像为灰度图, 计算深度图像所对应的灰度直方图。手势部位是离深度摄像头较近的区域, 且相对于背景区域面积较小, 因此由大到小开始寻找像数点变化比较大的灰度值处作为区域分割的阈值。图2c是图2b对应的灰度直方图, 由图可见灰度值在165时有明显的数值变化区域。根据该阈值对手势区域与背景区域进行二值化处理, 如图2d所示。通过二值化图像得到手部轮廓最小化外接矩形, 根据矩形中心点来确定手的质心位置。为提高系统使用效果, 对检测到的手心点进行去抖动处理, 首先保存前一帧判断所得手心位置, 再和当前帧的手心位置比较。本文通过实验测试设定实验阈值, 如果偏差在阈值范围内, 那么就继续显示前一帧手心的位置; 偏差在阈值范围以外, 重新绘制手心点, 这样就可以避免在小幅度内的抖动。

### 2.2 手势跟踪

本文手势跟踪采用Camshift算法结合Kalman的方法。Camshift算法改进了Meanshift算法的不适合实时跟踪的缺点, 实现计算量小, 在简单背景中能够取得较好的跟踪效果。但是在身体或者其他物体出现在摄像头前时, 分割区域就会包含除了手以外的部分, 容易受干扰等问题, 所以利用Kalman估计预测手势运动参数来避免这些缺点。Kalman是一个在误差协方差最小准则下的最优估计方法, 计算量小, 实时性高, 能利用实际的运动参数不断修正未来运动状态的估计值, 提高估计精度, 兼顾实时性和稳定性, 结合Camshift算法和Kalman滤波预测手心位置, 发挥两个算法的优点, 实现了实时的手势跟踪。

### 2.3 有效手势轨迹点定位方法

本文采用文献[10]在隐马尔可夫模型的基础上提出的一种阈值模型(threshold model)方法, 在识别中可以在复杂的手势中提取有效手势, 还能在连续的手势轨迹序列中包含预定义手势的起始与结束点。本文提出的先检测开始点再检测结束点的方法, 解决了识别延时问题, 改善了实时性, 提高了识别率。起始点可以通过速度来判断, 当手在一个很小区域内速度为零, 即停止运动则为手势起始点。检测到起始点后, 开始进入手势轨迹识别部分, 当收到手势结束点信号, 有效轨迹识别结束。手势轨迹的结束点可以通过式(1)计算得到, 当似然度差值 $\Delta p$ 由正值跳变成负值时, 该点为手势结束点。在比较似然度差值时可能在多个模型下出现由正值到负值跳变点, 这是因为测试样本包含了多个参考手势模

型。如果简单判断第一个跳变点是手势的结束点，可能出现判断一个复杂手势中的一部分是一个完整的手势的情况，就产生了误检测。因此，本文设定当两位置点间的间隔大于25帧时，认为出现的跳变点是两个孤立手势的结束点。有效轨迹的识别可以通过Viterbi算法来实现：

$$\Delta p = P(\mathbf{O} | \lambda_i) - P(\mathbf{O} | \lambda_r) \quad (1)$$

式中， $P(\mathbf{O} | \lambda_i)$ 表示预定义模型下的手势轨迹概率值； $P(\mathbf{O} | \lambda_r)$ 表示阈值模型下的手势轨迹概率值。

### 3 基于隐马尔可夫模型的三维手势轨迹识别

#### 3.1 隐马尔可夫模型

隐马尔可夫模型<sup>[11]</sup>是一种成功应用在语音识别领域中的统计模型，近年来借鉴到手势识别领域中，取得了一定的成果。它是由马尔可夫链演变而来的。本文的随机过程在模式识别领域，一般都是有限长的随机序列，它可能是一维的观察值序列或编码符号序列，也可以是多维的矢量序列，但统称观察序列，记为 $\mathbf{O}$ ，它是一种随机序列。一个有 $N$ 个状态(记为 $S_1, S_2, \dots, S_N$ )的HMM由三元组参数 $\lambda = \{\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \mathbf{B}\}$ 表示，其中：

1)  $\boldsymbol{\pi} = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]$ 为初始分布用于描述观察序列 $\mathbf{O}$ 在 $T_i$ 时刻所处状态的概率分布，

$$\pi_i = P(q_i = S_i), i=1, 2, \dots, N, \text{ 它满足 } \sum_{i=1}^N \pi_i = 1。$$

2)  $\mathbf{A} = \{a_{ij} | i, j=1, 2, \dots, N\}$ 为状态转移矩阵， $a_{ij} = P(q_i = S_j | q_{i-1} = S_i, q_{i-2} = S_k, \dots) = P(q_i = S_j | q_{i-1} = S_i)$ ，它满足 $\sum_{i=1}^N a_{ij} = 1$ 。

3)  $\mathbf{B}$ 为状态输出概率矩阵，它是随机变量或随机矢量在各状态的观察概率空间中的分布。 $\mathbf{B} = \{b_j(k), j=1, 2, \dots, N, k=1, 2, \dots, M\}$ ，它满足 $\sum_{i=1}^N b_j(k) = 1$ 。

评估、训练、解码是HMM模型的3个主要问题，可以分别采用前后向算法、Baum-Welch算法、Viterbi算法解决。本文采用从左到右的模式作为模型依据，训练中模型状态数的选取，理论上是越多越好。因为随着状态数的增加，识别率会达到一个稳定趋势，但是增加了计算量，影响了系统的运行速度。为了实现系统实时稳定的效果，状态数的选择根据轨迹的复杂程度选择状态数3~10个不等。

#### 3.2 改进的CDF三维手势轨迹特征提取

手势轨迹特征可以映射为基于CDF观测不变量来表示<sup>[12]</sup>，广泛应用于图像检索领域。CDF从全局观测手势轨迹的形状，比绝对坐标更能代表手势轨迹。本质上，CDF表示轨迹点上每一个点到中心点的距离，取最接近整数的值作为HMM的观测向量，通过本文的方法检测到手心位置，记录手心轨迹。CDF可以表示为：

$$C[t] = \sqrt{[x[t] - x_c]^2 + [y[t] - y_c]^2} \quad t=0, 1, \dots, N-1 \quad (2)$$

式中， $x[t]$ 、 $y[t]$ 分别表示在 $x$ 、 $y$ 轴上的坐标点；

$x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x[t]$ ， $y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y[t]$ 分别表示 $x$ 、 $y$ 轴上分量的平均值。

目前，CDF提取的特征在二维空间，实际上手势轨迹运动大部分在三维空间。不同的轨迹经过投影可能具有相同的二维轨迹，相同的手势在同一个平面通过不同的角度投影得到不同的手势，传统的解决办法是增加轨迹分类，但是同时也增加了计算量，降低了识别速度。因此，本文对CDF进行了改进，增加第三维信息，利用改进的CDF提取三维特征，使三维轨迹特征具有视角不变性，可用公式表示为：

$$C[t] = \sqrt{[x[t] - x_c]^2 + [y[t] - y_c]^2 + [z[t] - z_c]^2} \quad t=0, 1, \dots, N-1 \quad (3)$$

式中， $x[t]$ 、 $y[t]$ 、 $z[t]$ 分别表示在 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 轴上的坐标点；

$x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x[t]$ ， $y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y[t]$ ， $z_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} z[t]$ 分别表示 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 各个坐标轴上分量的平均值。

改进的CDF值作为视角不变量特征，需要具有平移、旋转、缩放的不变性。缩放可以通过轨迹点的重新采样来解决，同样的平移可以通过 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 坐标标准化来实现，因此本文只验证三维CDF特征的旋转不变性。三维空间中的旋转变换相比于二维空间旋转需要确定旋转角和旋转轴。若以3个 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 坐标轴作为3个旋转轴，实际上只是在垂直于坐标轴的平面作二维旋转，根据右手坐标系，按照该轴的正半轴像原点的逆时针方向旋转。三维几何变换的矩阵是一个4阶的方阵，其形式为：

$$(x' \ y' \ z' \ 1) = (x \ y \ z \ 1) \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$  用于缩放、旋转、切换等变换;

$\begin{bmatrix} a_{14} \\ a_{24} \\ a_{34} \end{bmatrix}$  用于平移变换;  $[a_{41} \ a_{42} \ a_{43}]$  用于投影变换;

$[a_{44}]$  用于整体缩放。本文只需验证旋转变换, 不考虑其他变换, 因此平移比例为0, 投影变换也为0, 缩放比例为1。在  $yoz$  平面内旋转, 即绕  $x$  轴旋转, 旋转角为  $\theta$ :

$$(x' \ y' \ z' \ 1) = (x \ y \ z \ 1) \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在  $xoz$  平面内旋转, 即绕  $y$  轴旋转, 旋转角为  $\theta$ :

$$(x' \ y' \ z' \ 1) = (x \ y \ z \ 1) \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & -\sin \theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \theta & 0 & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

在  $xoy$  平面内旋转, 即绕  $z$  轴旋转, 旋转角为  $\theta$ :

$$(x' \ y' \ z' \ 1) = (x \ y \ z \ 1) \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

若以任意轴旋转, 都可以分解成若干个按照  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴旋转的组合, 组合的个数不能超过3个, 并且相邻的旋转轴不相同。如绕任意轴旋转  $\gamma$  角的旋转变换公式为:

$$\mathbf{R}(\gamma) = \mathbf{T} \cdot \mathbf{R}_x(\alpha) \cdot \mathbf{R}_y(\beta) \cdot \mathbf{R}_z(\gamma) \cdot \mathbf{R}_y^{-1}(\beta) \cdot \mathbf{R}_x^{-1}(\alpha) \cdot \mathbf{T}^{-1} \quad (8)$$

式中,  $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}^{-1}$  分别为平移矩阵及其逆矩阵;  $\mathbf{R}_x(\alpha)$ 、 $\mathbf{R}_x^{-1}(\alpha)$  分别为绕  $x$  轴旋转角为  $\alpha$  角的旋转矩阵及其逆矩阵;  $\mathbf{R}_y(\beta)$ 、 $\mathbf{R}_y^{-1}(\beta)$  分别为绕  $y$  轴旋转角为  $\beta$  角的旋转矩阵及其逆矩阵;  $\mathbf{R}_z(\gamma)$  为绕  $z$  轴旋转, 且旋转角为  $\gamma$  的旋转矩阵。

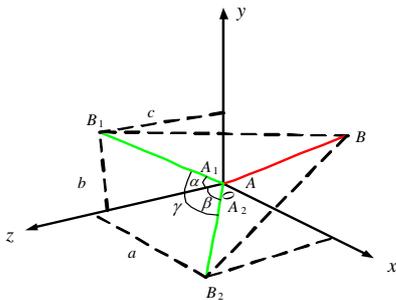


图3 空间旋转角

旋转角之间的关系如图3所示, 任意旋转轴  $AB$  在  $yoz$  面和  $xoz$  面的投影为  $A_1B_1$  和  $A_2B_2$ ,  $\alpha$  和  $\beta$  角分别是  $A_1B_1$  和  $A_2B_2$  与  $z$  轴夹角。由图中可以得出  $\cos \alpha = \frac{c}{\sqrt{b^2 + c^2}}$ ,  $\cos \beta = \frac{\sqrt{b^2 + c^2}}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}$ , 由映射原理可以得出满足条件  $\cos \gamma = \cos \alpha + \cos \beta$ 。

## 4 实验结果分析

### 4.1 光照及复杂环境鲁棒性验证

不同光照及复杂背景条件下的对比图如图4所示, 图4a为在强光条件下的手势分割效果图, 图4b为在暗光条件下的手势分割效果图, 图4c为有多人手的背景干扰下的手势分割效果图。从图中可以看出, 该手势分割方法对光照变化和背景干扰有良好的鲁棒性, 可以有效地检测手心点。



a. 强光条件下的手势分割效果图



b. 暗光条件下的手势分割效果图



c. 多人手的背景干扰下的手势分割效果图

图4 不同光照及复杂背景条件下的对比图

### 4.2 手势轨迹点定位验证

为验证本文手势定位方法, 通过计算观测序列对手势模型和阈值模型的匹配程度得到结束点。图5为数字“4”轨迹随时间变化示意图, 图6为似然度随时间变化图, 横坐标为手势的起始点开始计时, 纵坐标为对应时刻的似然度变化值。由图6可以看出, 数字“4”是在32帧处发生从正值到负值跳变并且大于最小间隔, 由此可以判断该手势轨迹为数字“4”, 在32帧处为结束点。



图5 数字“4”轨迹示意图

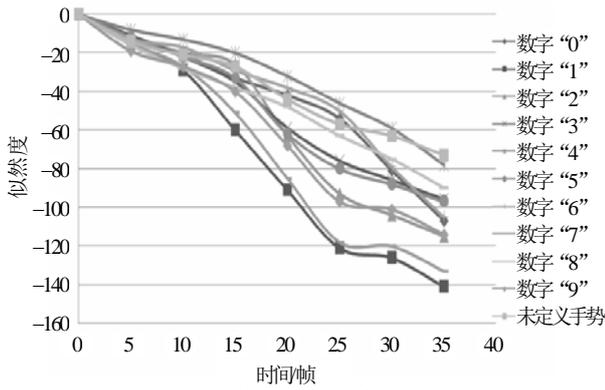
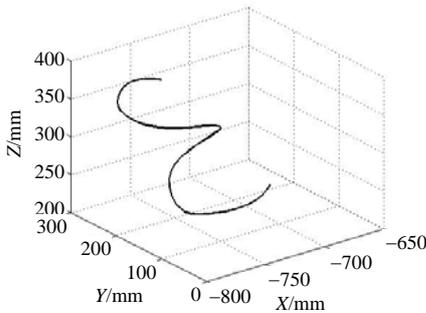


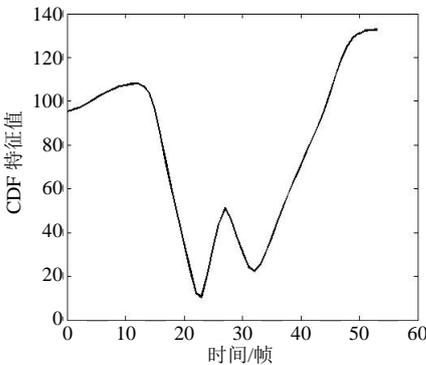
图6 阈值模型计算结束点

### 4.3 三维轨迹特征旋转不变性验证

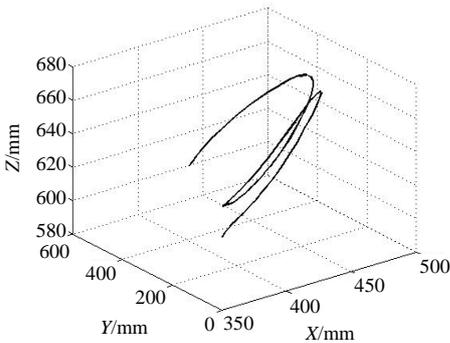
本文提取的三维轨迹特征方法具有旋转、平移、缩放不变性。平移和缩放验证方法简单，本文不再做分析。为了验证旋转不变性，本文采集了数字“3”的3个绕任意轴不同旋转角度的轨迹，提取各个轨迹的三维CDF特征。



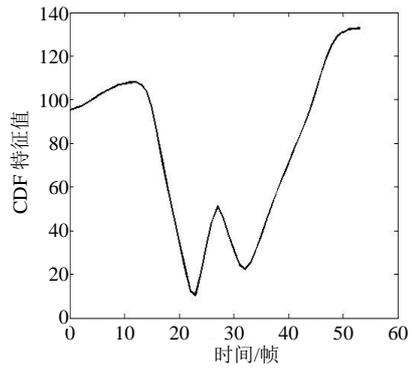
a. 数字“3”旋转60°时的三维轨迹



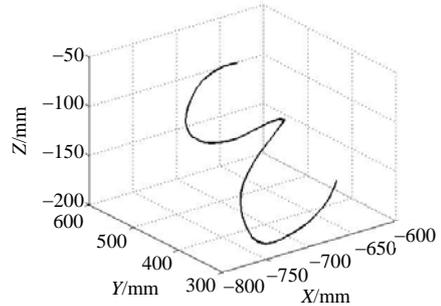
b. 数字“3”旋转60°时CDF特征值



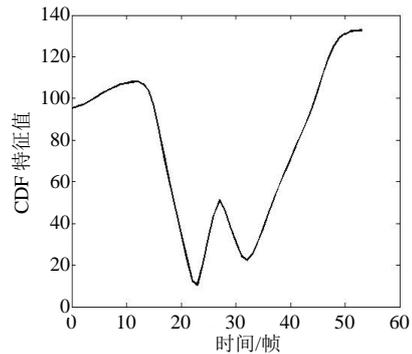
c. 数字“3”旋转0°时的三维轨迹



d. 数字“3”旋转0°时CDF特征值



e. 数字“3”旋转90°时的三维轨迹



f. 数字“3”旋转90°时CDF特征值

图7 数字“3”旋转60°、0°、90°时的三维轨迹和CDF特征值

图7表示的是绕任意轴旋转产生的三维轨迹图以及对应CDF特征值，旋转角度分别为60°、0°、90°，不同角度的手势轨迹特征值几乎不变，由此可以验证本文方法具有旋转不变性，在手势轨迹识别时采用该方法简化了HMM模型的分类，提高了运算速率。

本文数字0~9的手势轨迹验证不同视角的手势轨迹识别率，设定手势必须在±30°之间，这样符合人们正常实验和使用的习惯。实验从30°、0°、-30°3个角度验证旋转视角不变性，每个视角、每个手势采用52个样本训练，48个作为测试。

图8为不同视角的手势轨迹识别率，从数据中可以看出在规定范围内同一个视角下，手势轨迹的识别率相对稳定，不同视角下的识别率相差很小，由此可见视角的变化对识别率的影响很小，从而验证了本文方法的视角不变性。

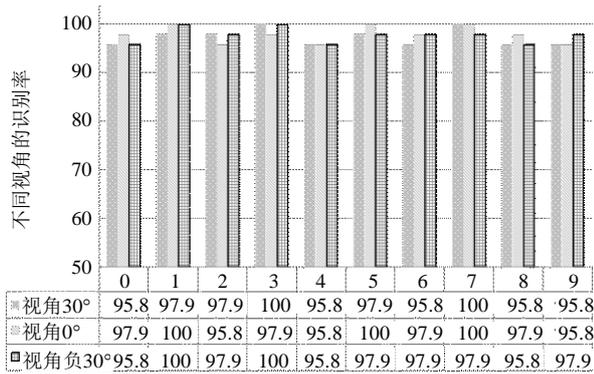


图8 不同视角的手势轨迹识别率

#### 4.4 手势轨迹识别试验结果对比分析

为了验证本文方法的有效性, 本文采集识别数字0~9的手势轨迹做实验验证。分别采集10个人共1 000个手势轨迹作为样本, 其中520个样本用于训练, 480个用于测试。表1为文献[8]中采用的方法与本文方法识别率对比结果。

表1 识别率对比结果

手势轨迹	训练样本数	测试样本数	文献[8]方法		本文方法	
			正确次数	识别率/(%)	正确次数	识别率/(%)
'0'	52	48	43	89.58	46	95.83
'1'	52	48	46	95.83	48	100.00
'2'	52	48	45	93.75	47	97.91
'3'	52	48	44	91.67	48	100.00
'4'	52	48	43	89.58	46	95.83
'5'	52	48	45	93.75	47	97.91
'6'	52	48	43	89.58	47	97.91
'7'	52	48	46	95.83	48	100.00
'8'	52	48	42	87.50	46	95.83
'9'	52	48	45	93.75	46	95.83
总数	520	480	442	92.08	469	97.70

由表中数据可以看出, 文献[8]方法中, 数字“1”和“7”识别率为95.83%, 而相对复杂的数字“8”和“0”识别率只有87.5%和89.58%, 这是因为参考文献[8]采用的是三维空间映射到二维平面三维特征提取方法, 提取的是局部特征, 当手势轨迹点不规则时, 影响编码方向, 识别率明显降低。本文方法平均识别率可达97.7%, 每个数字识别率相对稳定, 识别率均在95.83%以上。因为本文提取的是全局特征, 所以手势轨迹点的分布对识别率影响不大。由实验数据可以表明本文方法更具有可靠性, 可以广泛地应用到人机交互领域中。

## 5 结论

本文在手势检测时采集深度数据, 精确地定位到手心区域, 因此不容易受光照、复杂背景的影响。改进CDF特征提取的方法, 三维手势轨迹特征具有视角不变性, 利用HMM模型实时地进行手势识别。实验结果表明, 本文方法具有手势轨迹特征旋转、

缩放、平移不变性, 使本文提出的手势轨迹识别方法具有视角不变性, 现已能实现单个字符和数字轨迹的识别, 今后将扩展到复杂手势轨迹识别, 实现手写板输入系统, 识别连续单词或文字的识别。

## 参 考 文 献

- [1] ZHANG Jian-jie, LIN Hao, ZHAO Ming-guo. A fast algorithm for hand gesture recognition using relief[C]// Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, FSKD'09. [S.l.]: IEEE, 2009, 1: 8-12.
- [2] KAO M C, LI H S. Design and implementation of interaction system between humanoid robot and human hand gesture[C]//SICE Annual Conference 2010. [S.l.]: IEEE, 2010: 1616-1621.
- [3] WANG Xiao-yan, XIA Ming, CAI Hui-wen, et al. Hidden-Markov-models-based dynamic hand gesture recognition[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2012, doi:10.1155/2012/986134.
- [4] ZHANG Shi-lin, ZHANG Bo. Using HMM to sign language video retrieval[C]//Computational Intelligence and Natural Computing Proceedings (CINC), 2010 Second International Conference on. IEEE, 2010, 1: 55-59.
- [5] SILANON K, SUVONVORN N. Hand motion analysis for Thai Alphabet recognition using HMM[J]. International Journal of Information and Electronics Engineering, 2011, 1(1): 65-71.
- [6] HOLTE M B, MOESLUND T B. View invariant gesture recognition using 3D motion primitives[C]//Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008. [S.l.]: IEEE, 2008: 797-800.
- [7] HAHN M, KRÜGER L, WÖHLER C, et al. 3D action recognition in an industrial environment[C]//Human Centered Robot Systems. Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009: 141-150.
- [8] YUAN Rui-feng, CHENG Jun, LI Peng-cheng, et al. View invariant hand gesture recognition using 3D trajectory[C]//Intelligent Control and Automation (WCICA), 2010 8th World Congress on. Jnan: IEEE, 2010: 6315-6320.
- [9] 蓝章礼, 李益才. 数字图像处理与图像通信[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.  
LAN Zhang-li, LI Yi-cai. Digital image processing and image communication[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [10] LEE H K, KIM J K. An HMM-based threshold model approach for gesture recognition[C]//Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. [S.l.]: IEEE, 1999, 21(10): 961-973.
- [11] ELMEZAIN M, AL-HAMADI A, MICHAELIS B. Real-time capable system for hand gesture recognition using hidden Markov models in stereo color image sequences[J]. Journal of WSCG, 2008, 16(1): 65-72.
- [12] BASHIR F, KHOKHAR A, SCHONFELD D. View-invariant motion trajectory-based activity classification and recognition[J]. ACM Multimedia Systems Journal (MMSJ), 2006, 12(1): 45-54.