

# 基于特征线条的手势识别\*

任海兵, 徐光祐, 林学闯

(清华大学 计算机科学与技术系 人机交互与媒体集成研究所,北京 100084)

E-mail: renhaibing@263.net; xgy-dcs@mail.tsinghua.edu.cn; lxy-dcs@mail.tsinghua.edu.cn

http://www.tsinghua.edu.cn

**摘要:** 单目视觉的手势识别系统,通常把手建模成一个像素或者一块,从整体上分析手势的运动参数并提取表现特征.从细微之处着手,融合颜色、运动和边缘等多种信息以提取能够反应人手结构特性的特征线条,并将特征线条分割成小的曲线段,跟踪这些曲线段的运动.采用平面模型对手势图像表现的变化建模,根据各个曲线段的运动,融合成手的整体运动分量,同时分析了图像坐标系的选取和对运动参数的影响,提出了随手运动的坐标系,以抽取平移不变的平面模型参数,进行手势识别.

**关键词:** 特征线条;平面模型;平移不变;手势识别

**中图法分类号:** TP391 **文献标识码:** A

在虚拟现实的环境中,键盘、鼠标、游戏杆目前是主要的输入工具.然而,这些工具几乎都是基于 2D 的,在 3D 环境中应用起来很不方便,不能实现自然而随意的人机交互(human computer interaction,简称 HCI).而人的语音、手势可以说是最为自然、最为方便的交流手段,同时手势又由于其在 3D 环境中意义明确、方向精确,更是虚拟现实极好的输入工具.但是由于人手是复杂的变形体(deformable object),无法用简单的模型加以表示,人手跟踪和手势识别又受到环境因素的影响,因此很多研究人员采用数据手套(dataglove)或者电磁波等方法.然而手上带有数据手套或者电磁波发射器等接触性传感器(contact type sensors),不利于自然灵活的人机交互<sup>[1,2]</sup>.

随着计算机硬件的发展,计算机视觉的方法已经逐渐地应用在人手的定位、跟踪以及手势识别等方面.其中,首先需要解决的问题是环境因素,特别是背景,对人手的分割、定位造成的影响.在单目视觉系统中,最简单而常用的方法是外加种种限制,如黑色或白色的墙壁、深色的服装等简化背景,或要求人手戴特殊颜色的手套或者标记物(marker)等强调前景,这样可以直接从背景中划分出手区域<sup>[3-5]</sup>.又有如 Gary<sup>[6]</sup>,应用人体皮肤颜色在 HSV 空间的聚集特性,将彩色视频图像转换为皮肤概率分布图像,通过 CAMSHIFT 算法,寻找 3 个最大的皮肤区域块,利用位置和面积等约束条件分割出人手.而 Weng<sup>[7,8]</sup>的系统采用预测和确认的分割方法(prediction-and-verification segmentation scheme),先建立手势形状数据库,保存手势过程中各个时刻不同位置不同比例的手势图像,分割时以此为模板计算相似度,进行复杂背景下的手势分割.Charles<sup>[9]</sup>使用 Markov 模型对人手的轮廓建模,以从背景中分割出手轮廓,然而一个模型只能适用于一个特定的手形轮廓.当然,也有系统采用双目立体视觉原理,由区域匹配计算图像各点视差,由视差分割人手区域,如 Joshua<sup>[10]</sup>.

人手模型在手势识别中占有更加重要的地位.手的模型多种多样,相应的特征也多种多样.而在以运动参数为特征的手势识别中,几乎都是将人手建模成一点或者一块,直接计算整体的运动参数.Lee<sup>[11]</sup>与 Peng<sup>[12]</sup>都将手看成一个点,以其运动轨迹作为手势特征,所不同的是, Lee 应用 HMM 模型判断手势的开始和结束,以进行手势识别,而 Peng 采用的是有限状态机(finite state machines)的方法进行识别.Starner<sup>[8]</sup>以椭圆为人手建模,以椭圆中

\* 收稿日期: 2000-05-23; 修改日期: 2001-03-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69873022);国家 863 高科技发展计划资助项目(863-306-ZT03-01-1)

作者简介: 任海兵(1975 - ),男,江苏宿迁人,博士生,主要研究领域为计算机视觉,人机交互;徐光祐(1940 - ),男,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉,人机交互,多媒体技术;林学闯(1940 - ),男,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉,人机交互.

心位置、椭圆长短半轴长以及椭圆长半轴与坐标系  $x$  轴夹角这些参数的变化轨迹作为手势特征.然而,这些方法只研究手的整体运动,并不考虑手形的细微变化,因而不能检测出由于局部运动而导致的微小变化,大大限制了手势识别的种类,只是一种粗略的手势运动参数识别算法.

本文从细微之处着手,提出一种新颖的鲁棒性特征抽取方法.在手势运动过程中,将能够反映人手结构的特征线条分割成等长的微小线段,在连续的两幅图像之间跟踪这些线段,以它们的位置和倾斜角的变化,恢复手势运动参数.其特点是:手势特征参数的提取鲁棒性好,不过分依赖于手势的分割,即使分割出的手形不完整或者包含非手势区域,也能够提取出准确的特征参数,正确地计算手势的运动.同时,如果手形分割比较完整,可以更加精细地分析出手的细微运动.

本文第 1 节论述融合颜色、运动和边缘信息以获取人手特征线条的方法.第 2 节论述了运动补偿和特征曲线的跟踪.第 3 节以仿射变换为运动表观变化建模,并建立运动坐标系以提取与坐标系无关的手势运动参数.第 4 节简单介绍了手势识别的方法.最后为实验结果和结论.

## 1 特征线条的获取

已知  $r, g, b$  分量组成的彩色手势图像序列,本文结合皮肤颜色信息和运动信息,利用种子算法,分割出运动的人手;以彩色图像的过零点作为图像的精微边缘信息.最后结合两者结果,利用连续性和平滑性等得到人手的特征线条.

### 1.1 手势分割

基于计算机视觉的手势识别技术中,由于环境因素多种多样,不可预见也无法描述,将人手与环境背景(包括手臂)划分开来始终是一个难点.为了较好地解决这个问题,我们采用运动信息和皮肤颜色信息融合的策略.

假设摄像机是处于静止状态,拍摄得到  $r, g, b$  分量组成的彩色图像序列.定义  $s = (x, y)$  表示图像平面空间坐标系,  $t$  表示时间坐标系,  $i(i=r, g, b)$  表示  $r, g, b$  中任意一个分量.那么  $I_t^i$  表示分量  $i$  在  $t$  时刻的亮度图像.本文利用  $t - \Delta t, t, t + \Delta t$  时刻连续 3 帧图像计算  $t$  时刻  $i$  分量运动图像  $d_t^i$  为

$$d_t^i(s) = \min(|I_t^i(s) - I_{t-\Delta t}^i(s)|, |I_t^i(s) - I_{t+\Delta t}^i(s)|), i = r, g, b. \quad (1)$$

综合  $r, g, b$  分量,可得彩色序列在  $t$  时刻的运动图像  $d_t$  为

$$d_t(s) = \max(d_t^r(s), d_t^g(s), d_t^b(s)). \quad (2)$$

最后,对运动图像进行平滑和二值化处理,得到运动图像  $\tilde{d}_t$ .这个模型可以推广到运动的摄像机,只需要先检测背景图像的整体运动,引入一个运动参数进行补偿<sup>[9]</sup>.

利用人体皮肤颜色在 HLS 空间的分布<sup>[13]</sup>,可以排除运动图像  $\tilde{d}_t$  中的非皮肤区域,得到运动的皮肤图像.利用运动的皮肤图像得到手的种子,在皮肤颜色图像中利用种子算法得到相应的手区域图像  $\hat{d}_t$ ,具体内容见参考文献[2].

### 1.2 精细边缘信息的获取

在 RGB 图像中,以式(3)中的算子分别计算  $r, g, b$  分量上的边缘信息图像  $e_t^r(s), e_t^g(s)$  和  $e_t^b(s)$ :

$$e_t^i = G_\sigma * \nabla I_t^i, i = r, g, b, \quad (3)$$

其中  $G_\sigma$  是标准差为  $\sigma$  的高斯滤波函数,  $\nabla I_t^i$  表示分量  $i$  在  $t$  时刻的差分图像.融合各分量的边缘图像  $e_t^r(s), e_t^g(s)$  和  $e_t^b(s)$ ,并且去除干扰点,得到 RGB 图像的边缘信息  $e_t$ .在  $e_t$  图像中,再次求导数,水平方向和垂直方向的过零点(zero crossing)即为精细边缘,二值化后为精细边缘图像  $\hat{e}_t$ .

### 1.3 特征线条的获取

由以上计算得到,每一幅图像对应的运动的皮肤颜色区域  $\hat{d}_t$  和精细边缘图像  $\hat{e}_t$  都是二值图像.将两者对应图像进行与操作,得到运动区域的边缘图像  $\hat{E}_t$ .然而,本文需要的是比较完整的特征线条,因此还需要根据特征曲线的平滑性和连续性,去除干扰曲线、连接断开的线条等.

最后得到的图像  $\bar{E}_i$ , 由一些能够表示手结构特征的曲线段组成, 这些曲线段称为手的特征线条.

## 2 曲线段的跟踪

在利用边缘信息进行跟踪的系统中, 通常是跟踪边缘中曲率变化比较大的特征点, 在手势识别中, 这种方法的鲁棒性较低, 一方面是由于手在运动过程中存在变形, 同一部分在两幅图像中的曲率往往存在较大的差异; 另一方面是因为这种方法对于特征提取的要求较高, 很难适用于复杂背景、复杂光照的情况.

本文将特征线条分割成等长度的微小曲线段, 虽然特征线条可能有较大的变形, 但是这些曲线段的变形很小, 可以认为只存在旋转和平移运动. 在下一幅图中寻找对应的曲线段; 根据各个曲线段的对应关系, 跟踪手形各部分的细微运动, 最后解释为手的整体运动. 各部分的细微运动可能不都是很准确, 但是只要大部分比较准确, 利用信息的融合和鲁棒性约束, 就可以解释出较为准确的整体运动. 而如果小的曲线段跟踪很准确, 就可以得到各部分准确的细微运动, 这对于研究手的细微运动很有帮助, 可以达到替代数据手套的目的, 因此具有很好的扩展性.

### 2.1 运动补偿

将  $t$  时刻特征线条按等长的原则分割成小的曲线段, 在  $t + \Delta t$  时刻的特征线条图像中寻找最接近的曲线段. 为了快速地进行计算, 本文以直线段近似小的曲线段, 以向量  $(x, y, \theta)$  描述这个曲线段的特征, 其中  $(x, y)$  为曲线段的中心坐标,  $\theta$  为直线段与  $x$  轴的夹角.

由于在相邻的图像之间, 手的运动不是很大, 所以对应的小曲线段距离相距不是很大. 而且, 基本只存在平移和旋转运动, 形状基本保持不变. 故匹配的原则是距离和夹角的相似. 然而以向量  $(x, y, \theta)$  直接度量两幅图像中曲线段的相似性, 就会出现一个问题, 即只有两幅图中曲线段位置  $(x, y)$  和倾斜角  $\theta$  差别都比较小, 才能匹配成功. 而事实上, 手一直是运动的, 只要有平移, 同样的曲线段其位置在两幅图中几乎不可能相同; 只要有旋转, 倾斜角就不可能相同. 所以, 同样的曲线段在两幅图像中, 由于手整体的平移和旋转,  $(x, y, \theta)$  会产生一定的差异. 在匹配之前, 必须先补偿手整体运动而导致的平移和旋转分量.

以椭圆为手区域图像  $\hat{d}_i$  建模(具体方法参见文献[2]), 以椭圆的中心作为手的中心, 椭圆长轴与  $x$  轴的夹角作为手的倾斜角. 通过两幅图像中手整体的中心位移和角的偏转, 对  $t$  时刻曲线段的中心位置和倾斜角进行补偿, 具体方法如下

设  $\hat{d}_t$  和  $\hat{d}_{t+\Delta t}$  的中心及倾斜角分别为  $(\bar{x}_t, \bar{y}_t, \bar{\theta}_t)$  和  $(\bar{x}_{t+\Delta t}, \bar{y}_{t+\Delta t}, \bar{\theta}_{t+\Delta t})$ ,  $t$  时刻图像中的一个曲线段  $(x_t, y_t, \theta_t)$ , 增益以后的结果为  $(x'_t, y'_t, \theta'_t)$ , 它们的关系如下

$$x'_t = (x_t - \bar{x}_t) * \cos(\bar{\theta}_{t+\Delta t} - \bar{\theta}_t) - (y_t - \bar{y}_t) * \sin(\bar{\theta}_{t+\Delta t} - \bar{\theta}_t) + \bar{x}_{t+\Delta t}, \tag{4}$$

$$y'_t = (x_t - \bar{x}_t) * \sin(\bar{\theta}_{t+\Delta t} - \bar{\theta}_t) + (y_t - \bar{y}_t) * \cos(\bar{\theta}_{t+\Delta t} - \bar{\theta}_t) + \bar{y}_{t+\Delta t}, \tag{5}$$

$$\theta'_t = \bar{\theta}_{t+\Delta t} - \bar{\theta}_t + \theta_t. \tag{6}$$

### 2.2 曲线段的匹配

已知  $t$  时刻图像中曲线段  $(x'_t, y'_t, \theta'_t)$  和  $t + \Delta t$  时刻图像曲线段  $(x^j_{t+\Delta t}, y^j_{t+\Delta t}, \theta^j_{t+\Delta t})$ , 应用偏大  $S$  函数  $f(x)$ (式(7)), 其坐标图形表示如图 1 所示, 计算两者的匹配得分  $S_j$ :

$$f(x) = \begin{cases} 1 - 2x^2 & 0 \leq x \leq \frac{1}{2}, \\ 2(1-x)^2 & \frac{1}{2} < x \leq 1, \\ 0 & \text{else.} \end{cases} \tag{7}$$

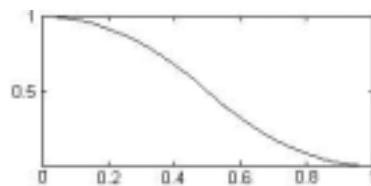


Fig.1 The function  $f(x)$   
图 1 函数  $f(x)$  的曲线图

$$S_j = f\left(\frac{|x_1^j - u_0^j|}{\text{MAX\_X}}\right) \times f\left(\frac{|y_1^j - v_0^j|}{\text{MAX\_Y}}\right) \times f\left(\frac{|\theta_1^j - \theta_0^j|}{\text{MAX\_}\theta}\right), \quad (8)$$

其中 MAX\_X, MAX\_Y, MAX\_θ 分别表示 x, y 和 θ 最大允许偏移量. 可得,  $(x_{t+\Delta t}^j, y_{t+\Delta t}^j, \theta_{t+\Delta t}^j)$  是  $t+\Delta t$  时刻对应的曲线段中心和倾斜角, ω 是匹配相似度, 其中  $J = \arg \max_j (S_j)$ ,  $\omega = S_j$ .

### 3 运动参数的获取

本文应用平面模型近似手势图像的变化<sup>[14]</sup>, 通过对应特征点计算平面模型的参数. 另外, 由于坐标系的选取影响模型参数的计算结果, 本文提出一种随手运动的坐标系, 以提取与坐标系无关的运动参数.

#### 3.1 平面模型

$t$  时刻点  $(x, y)$  在  $t+\Delta t$  时刻的对应点是  $(u(x, y), v(x, y))$ , 我们使用图像运动的二维平面模型近似  $u(x, y), v(x, y)$  与  $(x, y)$  的关系, 表示如下

$$U(x, y) = \begin{bmatrix} u(x, y) \\ v(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_4 & a_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x^2 & xy \\ xy & y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_6 \\ a_7 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中, 平面模型的参数  $a_i (i=0, \dots, 7)$  对于整个运动区域来说是常量. 假设有  $M$  对匹配成功的曲线段, 对于其中任意第  $i (1 \leq i \leq M)$  对, 式(9)有残差  $R_i$  如下

$$R_i = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_4 & a_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_i^2 & x_i y_i \\ x_i y_i & y_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_6 \\ a_7 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \end{bmatrix}, \quad (10)$$

所需参数  $(a_0, \dots, a_7)$  需满足残差的加权平方和  $T$  最小,

$$T = \sum_{i=1}^M W(\omega_i) R_i^T R_i, \quad (11)$$

其中  $W(\omega)$  是随  $\omega$  递增的函数, 作为残差的权重,  $\omega (0 \leq \omega \leq 1)$  是上面匹配的相似度. 采用多元函数的最小二乘法或者超松弛迭代法解得  $(a_0, \dots, a_7)$ .

#### 3.2 平移不变的平面模型参数

在平面模型中, 由于  $(x, y)$  和  $(u, v)$  都是相对于图像坐标系的坐标, 所以最后得到的结果  $(a_0, \dots, a_7)$  也是相对于图像坐标系的参数, 以  $u$  为例:

$$u = a_0 + a_1 x + a_2 y + a_6 x^2 + a_7 xy. \quad (12)$$

如果坐标系发生了平移, 即  $(x, y), (u, v)$  存在同样的位移  $(\Delta x, \Delta y)$ , 设  $(x + \Delta x, y + \Delta y)$  和  $(u + \Delta x, v + \Delta y)$  之间满足参数  $(\tilde{a}_0, \dots, \tilde{a}_7)$  有

$$u + \Delta x = \tilde{a}_0 + \tilde{a}_1 (x + \Delta x) + \tilde{a}_2 (y + \Delta y) + \tilde{a}_6 (x + \Delta x)^2 + \tilde{a}_7 (x + \Delta x)(y + \Delta y), \quad (13)$$

$$u = (\tilde{a}_0 + \tilde{a}_1 \Delta x + \tilde{a}_2 \Delta y + \tilde{a}_6 \Delta x^2 + \tilde{a}_7 \Delta x \Delta y - \Delta x) + (\tilde{a}_1 + 2\tilde{a}_6 \Delta x + \tilde{a}_7 \Delta y) x + (\tilde{a}_2 + \tilde{a}_7 \Delta x) y + \tilde{a}_6 x^2 + \tilde{a}_7 xy. \quad (14)$$

由此可得

$$\begin{aligned} a_0 &= \tilde{a}_0 + \tilde{a}_1 \Delta x + \tilde{a}_2 \Delta y + \tilde{a}_6 \Delta x^2 + \tilde{a}_7 \Delta x \Delta y - \Delta x, \\ a_1 &= \tilde{a}_1 + 2\tilde{a}_6 \Delta x + \tilde{a}_7 \Delta y, \quad a_6 = \tilde{a}_6, \quad a_2 = \tilde{a}_2 + \tilde{a}_7 \Delta x, \quad a_7 = \tilde{a}_7. \end{aligned} \quad (15)$$

$(\tilde{a}_0, \dots, \tilde{a}_7)$  和  $(a_0, \dots, a_7)$  之间, 只有  $a_6 = \tilde{a}_6$ ,  $a_7 = \tilde{a}_7$ , 其他存在线性关系, 并且与  $(\Delta x, \Delta y)$  高度相关. 即对于图像平面中不同的坐标系, 得到的参数  $(a_0, \dots, a_7)$  存在一定的差异, 特别是当图像中的旋转、变形分量比较大时. 而在手势识别中, 手势的种类只与手的相对运动相关, 因此不能以  $(a_0, \dots, a_7)$  作为手势运动特征参数.

本文定义一个随手运动的坐标系, 采用图像  $\hat{d}_t$  中手的重心  $(\bar{x}_t, \bar{y}_t)$  为新的坐标原点. 在这个坐标系下, 描述下一个相邻两帧手势图像  $\bar{E}_t$  和  $\bar{E}_{t+\Delta t}$  变换的平面模型参数  $(a_0, \dots, a_7)$  只与手图像的平移、旋转、错切等变换有关, 与绝对坐标值无关. 那么, 则以坐标系的位移和平面模型参数  $(a_0, \dots, a_7)$  作为描述两帧之间手势运动的特征参数.

新坐标系的连续两帧手势图像中采用平面模型估计手势运动参数. 坐标轴的位移即为手势运动的平移分

量.这样,参数 $(a_0, \dots, a_7)$ 只与手势的相对运动有关,对于不同的手势样本,只要相对运动相同, $(a_0, \dots, a_7)$ 就会相同.

由坐标系的选取可知,在新坐标系中两幅图的坐标原点应该是对应点,即 $(0,0)_t \xrightarrow{\text{planar\_model}(x,y)} (0,0)_{t+\Delta t}$ ,将其带入平面模型的公式,可知 $(0,0)_t \xrightarrow{\text{planar\_model}(x,y)} (a_0, a_3)_{t+\Delta t}$ ,而 $a_0, a_3$ 往往都不是 0.这产生了矛盾,分析其原因可知,这是由于坐标系原点的选取所致,即在两幅图之间,坐标系原点是分别选取的,它们之间并不符合平面模型参数 $(a_0, \dots, a_7)$ ,特别是当计算精度要求较高时,或者当一副图像不完整时,就会产生较大误差.

由 $(0,0)_t \xrightarrow{\text{planar\_model}(x,y)} (a_0, a_3)_{t+\Delta t}$ ,本文将 $t+\Delta t$ 时刻手的重心坐标由 $(\bar{x}_{t+\Delta t}, \bar{y}_{t+\Delta t})$ 修正为 $(\bar{x}_{t+\Delta t} + a_0, \bar{y}_{t+\Delta t} + a_3)$ ,重新计算 $(a_0, \dots, a_7)$ ,多次迭代直至 $a_0 = a_3 = 0$ ,即 $(0,0) \xrightarrow{\text{planar\_model}(x,y)} (0,0)$ ,则最后 $t+\Delta t$ 时刻图像的坐标原点在原图像中的坐标为 $(\bar{x}'_{t+\Delta t}, \bar{y}'_{t+\Delta t})$ ,则最后的结果为 $(\bar{x}'_{t+\Delta t} - \bar{x}_t, a_1, a_2, \bar{y}'_{t+\Delta t} - \bar{y}_t, a_4, a_5, a_6, a_7)$ .由于其中参数不随坐标系平移发生变化,故称为平移不变的平面模型参数.

### 4 手势识别

参数 $(\bar{x}'_{t+\Delta t} - \bar{x}_t, a_1, a_2, \bar{y}'_{t+\Delta t} - \bar{y}_t, a_4, a_5, a_6, a_7)$ 的组合可以表示图像平面内的多种运动(包括形变).具体地说,有水平平移 $u = a_0$ ,垂直平移 $v = a_3$ ,各向同性的膨胀 $e = a_1 + a_5$ ,错切形变 $d = a_1 - a_5$ ,以及旋转 $r = -a_2 + a_4$ ,偏转 $y = a_6$ ,俯仰 $p = a_7$ .定义一个 7 维运动参数向量 $m[t](m[t] = [u, v, e, d, r, y, p])$ 以描述 $t \sim t + \Delta t$ 时刻的图像运动特征.

采用独立分布的多状态高斯概率模型进行识别,具体识别方法见文献[2].

### 5 实验结果和结论

本系统采样频率为 10Hz,图像分辨率为 $160 \times 120, 24$  位真彩色.如图 2 所示的两幅连续的手势图像为例说明算法的实验结果.

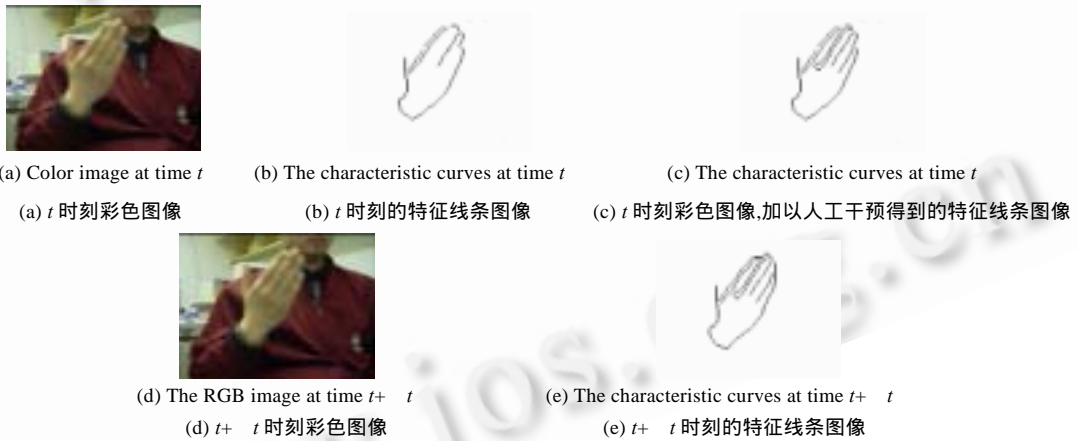


Fig.2 Source image and hand characteristic curves

图 2 原始图像和人手特征曲线

在图 2 中,(b)与(c)都是同一幅彩色图像的特征线条,由于(c)中加以少许的人工干预,得到的结果特征线条比较完整.用这两组特征线条与(e)中特征线条分别进行实验,计算平移不变的平面模型参数,结果见表 1.

Table 1 The feature parameters from the Fig.2(b) and Fig.2(c) respectively

表 1 分别用线条图 2(b)与图 2(c)计算得到的特征参数

Feature parameters	$\bar{x}'_{t+\Delta t} - \bar{x}_t$	$a_1$	$a_2$	$\bar{y}'_{t+\Delta t} - \bar{y}_t$	$a_3$	$a_5$	$a_6$	$a_7$
B	2.764 915	1.009 980	0.010 418	-0.163 292	-0.006 296	0.992 954	-0.000 336	-0.000 123
C	2.703 331	1.008 345	0.016 650	-0.211 266	-0.010 241	0.996 872	-0.000 245	-0.000 146

特征参数.

由表 2 可知,虽然图 2(b)(c)图像差别比较大,但用本算法计算出的结果非常接近.

与一般的动态手势识别系统相比,本系统从分析手局部的细微运动着手,以平面模型给相邻两帧之间的手

势图像的变化建模,利用对应曲线段,求得模型参数,作为相邻两帧之间的运动参数.由于平面模型参数与坐标系高度相关,提出一种随手运动的坐标系,计算平移不变的运动模型参数,消除图像坐标系对特征参数的影响.

### References:

- [1] Ren Hai-bing, Zhu Yuan-xin, Xu Guang-you, *et al.* Vision-Based recognition of hand gestures: a survey. *Journal of Acta Electronica Sinica*, 2000,28(2):118~121 (in Chinese).
- [2] Ren Hai-bing, Xu Guang-you, Zhu Yuan-xin, *et al.* Motion-and-Color based hand segmentation and hand gesture recognition. *Journal of Image and Graphics*, 2000,5:384~388.
- [3] Heap, T., Hogg, D. Wormholes in shape space: tracking through discontinuous changes in shape. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1998. 344~349.
- [4] Imagawa, K., Taniguchi, R., Arita, D., *et al.* Appearance-Based recognition of hand shapes for sign language in low resolution image. In: *Proceedings of the 4th Asian Conference on Computer Vision, IEEE*, 2000. 943~948.
- [5] Starner, T., Weaver, J., Pentland, A. Real-Time American sign language recognition using desk and wearable computer based video. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998,20(12):1371~1375.
- [6] Bradski, G., Yeo, B.L., Yeung, M.M. Gesture for video content navigation. In: *Proceedings of the Storage and Retrieval for Image and Video Databases VII*. 1999. 230~242.
- [7] Cui, Yun-tao, Weng, J.J. View-based hand segmentation and hand-sequence recognition with complex backgrounds. In: *Proceedings of the International Conference of Patter Recognition*. 1996. 617~621.
- [8] Cui, Yun-tao, Weng, Jun-yang. A learning-based prediction-and-verification segmentation scheme for hand sign image sequence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999,21(8):798~804.
- [9] Kervrann, C. A hierarchical Markov modeling approach for the segmentation and tracking of deformable shapes. *Graphical Models and Image Processing*, 1998,60(3):173~195.
- [10] Gluckman, J., Nayar, S.K. Planar catadioptric stereo: geometry and calibration. In: *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition*. 1999. 22~28.
- [11] Lee, H.K., Kim, J.H. An HMM-based threshold model approach for gesture recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999,21(10):961~972.
- [12] Hong, P., Turk, M., Huang, T.S. Gesture modeling and recognition using finite machines. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Face and Gesture Recognition*. 2000. 410~415.
- [13] Tao, Lin-mi, Xu, Guang-you. A 2.5-dimensional description of surface spectral reflectance. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice*. 1998. 169~172.
- [14] Bergen J.R, Keith, P., Hanna, J., *et al.* Hierarchical model-based motion estimation. In: Sandini, G., ed. *Proceedings of the 2nd European Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer-Verlag, 1992. 237~252.

### 附中文参考文献:

- [1] 任海兵,祝远新,徐光祐,等.基于视觉手势识别的研究——综述.电子学报,2000,28(2):118~121.

## Hand Gesture Recognition Based on Characteristic Curves\*

REN Hai-bing, XU Guang-you, LIN Xue-yin

(*Institute of Human-Computer Interaction and Media Integration, Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China*)

E-mail: renhaibing@263.net; xgy-dcs@mail.tsinghua.edu.cn; lxy-dcs@mail.tsinghua.edu.cn

<http://www.tsinghua.edu.cn>

**Abstract:** Monocular hand gesture recognition systems usually model a human hand as a pixel or a blob by which the motion of the whole hand are analyzed and the appearance features are extracted. But the system

presented in this paper begins with the motion of a hand's local parts. Firstly by fusing on multiple information including motion, color and edge, the characteristic curves that can represent the structure of a hand are obtained. The characteristic curves are cut into short segments with the equal length, which are easily analyzed and tracked. Then the planar model is adopted to model the appearance change between the consecutive images and calculated by motion of the short segments. At last, the deviation caused by the coordinate system is also analyzed and a moving coordinate system is set up, from which translation-independent parameters of the planar model are extracted for hand gesture recognition.

**Key words:** characteristic curve; planar model; translation-independent; hand gesture recognition

\* Received May 23, 2000; accepted March 5, 2001

Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.69873022; the National High Technology Development 863 Program of China under Grant No.863-306-ZT03-01-1

### 中国计算机学会 2002 年部分学术活动计划

会议名称及内容	地点	时间	主办单位	联系人及地址
第 17 次全国计算机安全学术交流会议	待定	6 月	安全专委	樊锦华,北京三里河中科院办公厅,100864; Tel: (010)68597565; E-mail:jhfan@cashq.ac.cn; 刘凤昌,北京公安部十一局,100741; Tel:(010)6520 3654; E-mail:fcliu@infosec.org.cn
第 3 届 Web 时代信息管理国际会议(WAIM 2002)	北京	8 月 11~13 日	数据库专委, ACM SIGMOD	联系:孟小峰,中国人民大学信息学院,100872; Tel/Fax:(010)62519453; E-mail:xfmeng@public.bta.net.cn; http://www.cs.ucsb.edu/~waim02; http://www.cs.ust.hk/waim/
VLDB 2002	香港	8 月 20~23 日		孟小峰,中国人民大学信息学院,100872
第 12 届全国计算机辅助设计与图形学学术会议	贵阳	8 月 20~24 日	CAD 与 CG 专委	杨晓燕,北京 619 信箱 24 分箱 100083; Tel: (010)62325831;E-mail:kjw@nci.ac.cn
2002 年全国计算机体系结构学术年会(Advances on Computer Architecture, ACA 2002)	秦皇岛	8 月 22~23 日	体系结构专委	孔令富,河北省秦皇岛市燕山大学计算机系,066004;Tel:(0335)8821798; E-mail:aca2002@ysu.edu.cn; http://www.ysu.edu.cn/aca2002/
POST-VLDB 学术会议	郑州	8 月 25 日	数据库专委, VLDB ENDOWMENT	范明,郑州大学计算机系,450052; Tel:(0371) 7761542; E-mail:mfan@mail.zzu.edu.cn
第 19 届全国数据库学术会议(NDBC 2002)	郑州	8 月 26~28 日	数据库专委	范明,郑州大学计算机系,450052; Tel:(0371)7761542; E-mail:mfan@mail.zzu.edu.cn; http://www.ccf-dbs.org.cn/ndbc2002
中国计算机学会信息保密专业委员会 2002 年学术年会	内蒙古 海拉尔市	8 月	保密专委, 国家保密技术研究所	杜虹,北京 513 信箱,100031; Tel:(010)83086093;Fax: (010)83085477
全国第 5 届 Java 技术及应用学术会议	北京或 大连	第 3 季度	计算机应用专委	贾志梅,Tel:(010)62327331-115
2002 年全国测试学术会议	上海	10 月 17~20 日	容错计算专业委员会	徐中伟,上海市真南路 500 号同济大学沪校区电子与信息工程学院信控系,200331; Tel:(021)56220676;Fax:(021)56220686; E-mail:zxw@shtdu.edu.cn;xingbang@shtdu.edu.cn