

局部特征与全局特征结合的 HMM 静态手势识别

张立志¹ 黄 菊¹ 孙华东¹ 赵志杰¹ 陈 丽¹ 邢宗新²

(哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院 哈尔滨 150028)¹ (哈尔滨商业大学科研处 哈尔滨 150028)²

摘 要 针对静态手势识别问题,提出了一种综合考虑局部形状与全局轮廓的隐马尔科夫模型(HMM)静态手势识别算法。该算法提取局部形状熵特征与上层轮廓特征分别作为训练数据训练每类手势的 HMM 参数。测试时,先凭借局部形状熵特征得出初步识别结果,然后根据初步识别结果的模糊性,附加与局部特征互补的上层轮廓特征进行再识别,得出最终识别结果。实验结果表明,该算法对于形状差异占主导地位的手势库有很好的效果,并且将静态手势的空间序列模拟成时间序列使得静态手势识别具有空间尺度不变性;同时该算法合理控制特征维数,一定程度上弱化了 HMM 训练时间长的弊端,加快了识别的速度。

关键词 静态手势识别, HMM, 形状熵特征, 上层轮廓特征

中图分类号 TP242.6+2 文献标识码 A

HMM Static Gesture Recognition Algorithm Based on Fusing Local Feature and Global Feature

ZHANG Li-zhi¹ HUANG Ju¹ SUN Hua-dong¹ ZHAO Zhi-jie¹ CHEN Li¹ XING Zong-xin²

(School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China)¹

(Scientific Research Department, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China)²

Abstract Focusing on the issue of static gesture recognition, a hidden markov model (HMM) static gesture recognition algorithm based on local and global contour shape was proposed. It extracts local features and upper contour shape entropy as training data of each type of gesture respectively to train its HMM parameters. While testing, the algorithm works with local shape entropy to obtain preliminary identification results, and then according to the fuzziness of preliminary identification, chooses whether it needs to work with upper contour feature, which is a kind of global characteristic, and complementary to the local characteristic to get the final result. The experimental results show that the algorithm has a good effect for gesture library in which shape difference is dominant. And the ideal simulating static spatial feature data into time series makes static gesture recognition have the space scale invariance. At the same time, reasonable data dimension has shortened the training time, and accelerated the speed of recognition.

Keywords Static gesture recognition, HMM, Shape entropy, Upper contour feature

1 概述

手势识别是人机交互及计算机视觉领域的关键技术之一,它被广泛应用于如电脑体感游戏、机械控制、现实增强、智能家居、辅助系统、手语沟通与虚拟现实等各种领域。手势是最原始的沟通方式,与自然语言相同,手势语言也能表达复杂信息。传统用于人机交互的设备有其固有的速度限制和自然度限制。不同于传统的人机交互方式,基于手势识别技术的人机交互为人机间的虚拟环境提供了更本能更有效的交互方式。

从图像处理的角度定义,静态手势指可以由单幅图像决定手势含义的手势。在英文描述中,静态手势的表达为“posture”,意为“姿势”。在空间中,静态手势信息相当于一个静止点,描述静态手势的过程可以看作是在空间的具体坐标上

标记手势位置、形状等信息的过程。虽然最初手势识别的重点在动态手势研究上,但是至今已经有许多关于静态手势识别的研究成果,也因此采纳了许多分类方法。如 Zhou Ren 等人^[1]中利用深度阈值的方式去除简单背景,提取手指距离作为特征,利用模板匹配的方式识别 10 类手势;M. Singh 等人^[2]对待识别手势的骨骼表示做拉东变换,然后在变换域提取特征,采用 K 均值聚类算法分类手势;江立等人^[3]通过手形的几何关系虚拟手的模型,并外接数据手套对手指曲伸角度建立手势标准样本库,实现了基于 BP 神经网络的手势识别方法;Dardas 等人^[4]对复杂背景综合使用减法、肤色检测法和轮廓对比法追踪探测手势,用 HSV 空间分割手势,提取类海尔特征后利用多级 SVM 识别手势。也有些研究者使用主成分分析 PCA 法识别静态手势,如 Bui 等人^[5]对简单背景根据密度阈值去背景,提取类海尔特征,提出了一种新型的利

本文受黑龙江省自然科学基金(F201245)资助。

张立志(1968—),男,硕士,副教授,主要研究方向为图像处理,E-mail:paperGrad@126.com;黄 菊(1991—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理;孙华东(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为智能信号处理;赵志杰(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为智能信号处理;陈 丽(1976—),女,硕士,讲师,主要研究方向为图像处理;邢宗新(1960—),女,研究员,主要研究方向为数字图像处理。

用 PCA 法识别手势和脸的算法。

HMM 分类器是动态手势应用较为成功的一种分类器,它能提供时间尺度不变性,能比较准确地识别手势的各种变形,有灵活高效的训练和识别算法,并且具有很强的扩充性。早在 1997 年,KGrobel 等人将图像处理技术应用到手势识别中,利用 HMM 对获得的手势特征进行识别^[6]。2011 年,国内华南理工大学的许杏等人^[7]对 10 个阿拉伯数字(0-9)手势建立 HMM 模型,实现了实时识别手势轨迹的系统。

本文将静态手势识别问题看作是有监督模式识别问题,提出了一种综合考虑局部形状与全局轮廓的隐马尔科夫模型(HMM)静态手势识别算法。该算法提取局部形状熵特征与上层轮廓特征分别作为训练数据,训练每类手势的 HMM 参数。测试时,先凭借局部形状熵特征得出初步识别结果,然后根据初步识别结果的模糊性,附加与局部特征互补的上层轮廓特征进行再识别,得出最终识别结果。

2 静态手势特征提取

静态手势特征是表征某类手势最基本的属性或特性的数据。此特征可以是视觉上能直接观察到的自然特征,也可以是基于手势图像人为定义的特征。在静态手势识别系统中,特征提取是必不可少的步骤。

2.1 手势预处理

在特征提取前,一般会对手势图像进行预处理。在静态手势识别中,手势图像的预处理是从单幅图像中去除多余背景,提取有用手势信息的过程,提取的有效区域也被称作静态手势的感兴趣区域(ROI Range of Interest)。

为了尽量减小预处理给算法带来的识别误差,选取简单背景的手势库进行实验。将原始图像读入实验平台后,用简单的直方图统计法统计出颜色阈值,阈值二值化后再对图像根据面积滤除噪声,从而从原始图像中提取感兴趣手型区域。图像的预处理过程如图 1 所示,24 个手势对应的图像经预处理后的结果如图 2 所示。

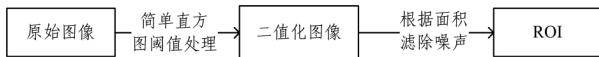


图 1 图像的预处理过程

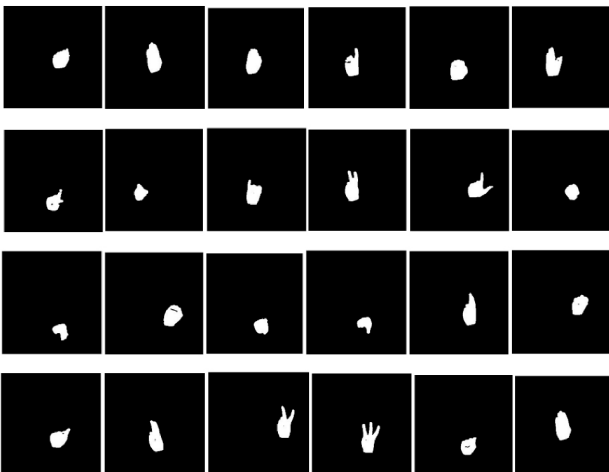


图 2 预处理后的静态手势图像

2.2 手势特定角度形状熵特征提取

手势的特定角度轮廓熵是指图 3 示出的每一个角度内手势的轮廓熵,熵是一个统计量,特定角度的轮廓是形状特征,特定角度的轮廓熵实际描述的是轮廓分段后每一小段形状的不确定性。将形状的不确定性定义为轮廓背离直线趋势的程度,越接近直线则不确定性越小。

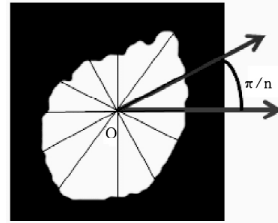


图 3 特定角度轮廓示意图

在图 3 中, n 代表的是要将面积划分的份数,为了计算每个角度手型的形状熵,首先通过边缘检测方法得到手势的轮廓,然后求取手型的质心 O 的像素坐标。选取经典边缘检测方法中的一种——prewitt 微分算子法^[8]以得到手势边缘。图 4 显示了部分手势的边缘提取图像。



图 4 边缘检测后的图像

之后,针对手势边缘,求取手型的中心作为质心。对于图像 $f(x, y)$,其中心 $O(O_x, O_y)$ 在图像中的坐标计算式为:

$$O_x = \frac{\sum_{i=0}^{sum} x_i}{sum}, O_y = \frac{\sum_{i=0}^{sum} y_i}{sum}$$

其中, sum 是轮廓上点的总数, (x_i, y_j) 表示轮廓上像素在图像中的坐标。轮廓熵相当于以质心为原点将手分为 n 份,因此每个弧形状的熵是基于角度的,考虑到特征维数不宜过多,选取 $n=12$,每 30° 计算一个形状熵,则在二值化图像 $f(x, y)$ 中,对于每一个非零的像素(即手的区域),若其在图像中的坐标为 $P(P_x, P_y)$,它与中心 $O(O_x, O_y)$ 的正弦夹角为 θ ,则 θ 的计算公式为:

$$\hat{\theta} = (\arctan \frac{P_y - O_y}{P_x - O_x}) \times \frac{360}{2\pi}$$

$$\begin{cases} \theta = \hat{\theta}, & \hat{\theta} < 0 \\ \theta = 360 + \hat{\theta}, & \text{else} \end{cases}$$

其中, $\hat{\theta}$ 中乘以 $\frac{360}{2\pi}$ 是为了化反余弦值为度数,转化为度数后 $\hat{\theta}$ 的取值范围为 $\hat{\theta} \in (-180, 180)$,为了让 θ 的范围最终落在非负区域,根据几何理论中 $\tan(x) = \tan(360 + x)$,对 $\hat{\theta}$ 小于 0 的情况作加 360 的处理。根据图像熵^[9]的定义,将特定角度区域 c 包含轮廓 L_c 的形状熵定义为:

$$H_{L_c} = - \sum_{(i,j) \in L_c} p_{ij} \log_2 p_{ij}$$

$$p_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sum_{(i,j) \in L_c} d_{ij}} = \frac{\sqrt{(j-O_y)^2 + (i-O_x)^2}}{\sum_{(i,j) \in L_c} \sqrt{(j-O_y)^2 + (i-O_x)^2}}$$

其中, d_{ij} 为特定角度轮廓上的像素 (i, j) 与整个轮廓质心 $O(O_x, O_y)$ 的距离, H_{L_c} 为轮廓 L_c 的熵, p 为点 (i, j) 处长度分布概率。

每隔 30° 计算轮廓的熵, 则区域 $c \in [1, 12]$, 根据上式可以求出每个区域的形状熵, 最后, 每个手势图像的轮廓熵为 12 维的向量。图 5 为部分手势(表示字母 a~f 的手势)的形状熵曲线。

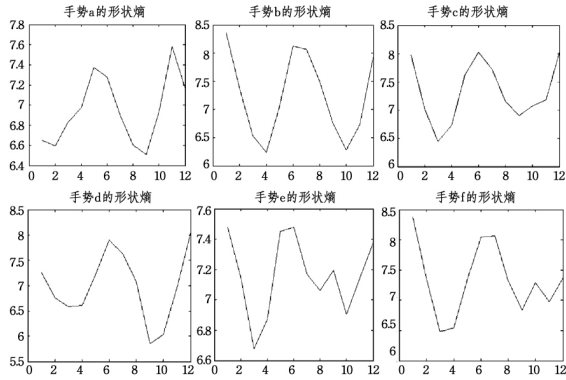


图 5 形状熵特征曲线

2.3 全局轮廓特征曲线

手的全局轮廓是指将手势包围的最小面积曲线。虽然全局轮廓对手势的分类帮助很大, 但如果将所有的轮廓信息考虑在内, 特征维数就会很大, 这对于 HMM 来说是不理想的。观察各手势的轮廓发现, 手势轮廓间的差异绝大部分处在质心水平线以上的部分轮廓, 因此选择上层轮廓最为合适。上层轮廓也是手势的形状特征, 对比特定角度形状熵特征而言, 它从总体描述轮廓的特点, 更具全局性。

可以用标记的方法从二维的图像轮廓中提取一维特征, 最简单的就是将轮廓与质心的距离作为角度的函数得到一种标记, 对于轮廓上任意的点 $C(X_c, Y_c)$, 可以标记为 D_c ^[10]:

$$D_c = \arcsin \frac{|Y_c - O_y|}{\sqrt{(Y_c - O_y)^2 + (X_c - O_x)^2}}$$

但是这种方法提取的特征, 数据之间的变化与轮廓趋势相关性不大。为了使提取的特征尽量保留轮廓的模样, 提出了从尽力还原最上层轮廓出发的新型轮廓算法, 计算轮廓纵轴中心到最外层轮廓的纵轴距离 D_y (见图 6) 作为特征。对于上半部分轮廓上的任意一点, D_y 可以简单表示为:

$$D_y = Y_c - O_y$$

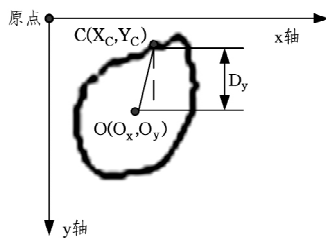
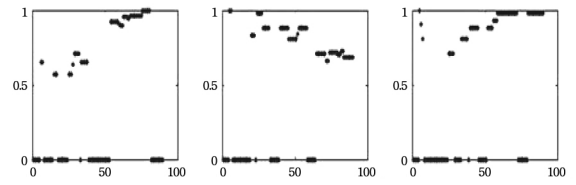


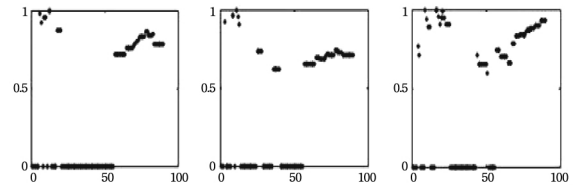
图 6 距离 D_y 的示意图

根据图像宽度, 选择 42 维的特征。按照以上两种思路实验所得的特征曲线如图 7 所示, 其中横轴为点的序号, 纵轴为点与质心或与中点的纵轴距离。图 7(a) 为用第一种特征提取方式提取手势 A 所得到的曲线; 图 7(b) 为用第一种特征提取方式提取手势 B 所得到的曲线; 图 7(c) 为用第二种特征提取方式提取手势 A 所得到的曲线; 图 7(d) 为用第二种特征提

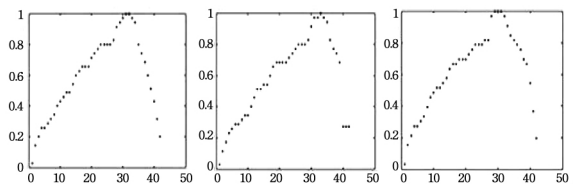
取方式提取手势 B 所得到的曲线。从实验结果可以看出: 第一种特征提取方式提取的类内特征差异挺大, 甚至有类内差异大于类间差异的情况; 而第二种特征类内差距小, 类间差距大。显然第二类特征较理想。



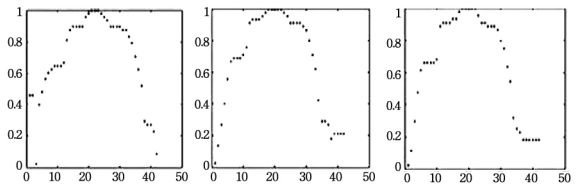
(a) 利用常用轮廓提取方式所提的手势 A 的特征曲线



(b) 利用常用轮廓提取方式所提的手势 B 的特征曲线



(c) 本算法所提的手势 A 的特征曲线



(d) 本算法所提的手势 B 的特征曲线

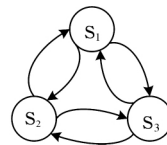
图 7 手势全局轮廓特征曲线

3 静态手势识别的 HMM 配置

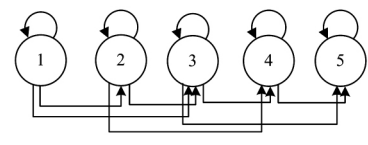
一个 HMM 可以表示为 $\lambda = (N, M, A, B, \pi)$, HMM 参数配置指的是对 HMM 中的 5 个参数进行初始化。HMM 中虽然包含了许多用迭代思想得到的算法, 但是它的参数初始化与普通迭代算法不同。在普通的迭代算法中, 参数初始化不恰当可能只会影响迭代次数和计算时间, 但在 HMM 中还会产生不训练等更严重的情况。

π 和 A 的初值对结果影响不大, 不同型式的 π 和 A 决定了 HMM 的拓扑结构。HMM 的完全连接模型 (见图 8(a)) 也称为遍历模型, 允许任意状态向任何状态转移。因此每个状态都可以由状态集里任意状态一步转移得到, 因此状态转移矩阵 A 的所有元素都必须大于零:

$$a_{ij} > 0, \forall i, j$$



(a) 3 状态的全连接 HMM 模型



(b) 5 状态的从左到右 HMM 模型

图 8 两种 HMM 拓扑结构

对于某些应用,如时间序列的分析(语音识别与动态手势识别应用),许多文献^[11-13]建议使用从左到右的 HMMs(见图 8(b))。从左到右模型表示的 HMM 在拓扑结构上拥有更多限制。与遍历模型允许任意状态转换相比,从左到右模型只允许从低序状态转移到高序状态。因此,“逆向连接”的状态转移概率设为零。为了确保状态转移的序数差不发生巨大变化,从左到右的模型往往还会作进一步限制。最大步长 Δ 就是为此限制而引入的,一般来说,模型的状态总数即为 Δ 的最大值。由此,从左到右 HMM 的状态转移概率的约束可以写成:

$$\begin{cases} a_{ij} = 0, & i > j \\ a_{ij} = 0, & j > (i + \Delta) \end{cases}$$

为了确保从左到右 HMM 的所有状态都会遍历到,在算法中可以对模型作必须从状态 1 开始的硬性规定。因此,状态 1 的初始概率必须为 1,状态 1 外的所有状态初始概率为 0。

鉴于处理静态手势时是将静态特征模拟成动态时间序列,我们选择适合处理时间序列的从左到右 HMM。按照该模型的特点,将模型参数 π 和 A 初始化为以下形式:

$$\pi = [1 \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad 0]$$

$$A = \begin{bmatrix} 1/Q & 1/Q & 1/Q & \dots & \dots & 1/Q \\ 0 & 1/(Q-1) & 1/(Q-1) & \dots & \dots & 1/(Q-1) \\ 0 & 0 & 1/(Q-2) & 1/(Q-2) & \dots & 1/(Q-2) \\ & & \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

其中, Q 代表状态总数,跳转的最大步长 Δ 为 $Q-1$ 。目前 N 、 M 的个数只能凭实验经验得到,隐状态个数 N 的选择通常与所建模型对应结构的复杂程度有关。数据维数 M 的选择依赖于提取的特征维数,对于 12 维的特定角度轮廓熵特征,当将数据不做切分时,相当于单个观测序列训练 HMM;当数据切分时,相当于多个观测序列(2,3,4,6,12)训练 HMM。在语音识别中,通常会将语音特征做切分,对于静态手势特征,为了选择合适的数据维数,我们把特征划分为各种可能进行训练与识别,通过实验比较的方式选择数据维数。实验结果如表 1 所列,从中可以看出:对于特定角度轮廓熵特征与上层轮廓特征而言,特征维数不进行划分时,测试图像的识别率普遍较大,随着状态数 O 与混合高斯个数 M 的增加,会出现模型不训练的情况,直到数据维数为最小,即 1 维时,模型不会出现不训练的情况,但是识别率较其他数据维数明显低很多。所以对于特定角度轮廓熵特征与上层轮廓特征,选择与特征数据等大的数据维数最为合适。 B 的初值对训练出的 HMM 参数影响较大。半连续 HMM 状态个数是有限的,属于同一个状态的所有序列可以用分段 K-均值算法聚类,得到该状态下序列的连续混合正太分布,获得初始参数。在训练序列未投入训练前,可随机建立混合高斯的均值与方差。用混合高斯作为 HMM 输出的分布,要选择混合高斯的数目,在半连续 HMM 中,一般选择与状态数相同。Mäntylä^[14]对状态数做了如下声明:状态数对手势识别的结果影响不大。由于他们处理的是动态手势,为了寻找适合静态手势的状态数,我们在隐状态可行的范围内改变隐状态个数,对 12 维特定角度轮廓熵特征、42 维轮廓特征都做了对比实验。隐状态的取值源

于 K-均值聚类算法,该聚类算法的对象是序列,要求聚类的中心点个数要小于序列数与训练个数的乘积,即 $Q \times M < \text{训练图像数} \times T$ 。因为 B 的维数与 Q 、 M 的大小有关,每次训练 B 的初始化不一样,识别结果也会有差异,所以每个状态都进行了 20 次实验,最后求得它们的均值作比较。实验结果表明:对于每一种特征,状态的选择并不固定,但一般要避免最小值与较大的值。这个结论与动态手势识别中状态值的选择是一致的。

表 1 数据维数对训练及识别结果的影响

状态数 M	训练情况及识别结果		
	轮廓熵	上层轮廓	面积
	数据维数 O=12	数据维数 O=42	数据维数 O=12
1	3 类手势不训练	85.21%	绝大部分手势不训练
2	98.13%	87.92%	绝大部分手势不训练
3	97.50%	87.50%	完全不训练
	数据维数 O=6	数据维数 O=21	数据维数 O=6
1	90.21%	74.79%	89.38%
2	96.04%	85.63%	87.92%
3	矩阵奇异	86.67%	部分手势不训练
	数据维数 O=4	数据维数 O=14	数据维数 O=4
1	82.08%	61.67%	85.83%
2	90.42%	81.88%	87.50%
3	93.33%	87.29%	84.38%
4	96.04%	87.71%	部分手势不训练
	数据维数 O=3	数据维数 O=7	数据维数 O=3
1	70.83%	39.58%	67.80%
2	84.17%	67.92%	87.08%
3	87.08%	79.38%	85.83%
4	93.33%	82.29%	83.54%
5	93.75%	83.13%	部分手势不训练
	数据维数 O=2	数据维数 O=3	数据维数 O=2
1	76.46%	30.63%	70.83%
2	79.79%	56.67%	83.54%
3	83.96%	56.04%	82.50%
4	88.33%	70.63%	85.42%
⋮	⋮	⋮	⋮
8	矩阵奇异	73.96%	部分手势不训练
	数据维数 O=1	数据维数 O=1	数据维数 O=1
1	65.63%	22.71%	67.29%
2	72.50%	39.58%	75.21%
3	79.58%	53.13%	76.04%
4	86.25%	57.50%	70.00%
5	80.83%	矩阵奇异	56.67%

4 基于形状特征的 HMM 静态手势识别

4.1 实验数据来源

实验所用的图像数据库源于丹麦奥尔堡大学的 Thomas Moeslund 手势识别数据库。该手势库包含 24 类国际字母手语图像,对于手势类型总数少的静态手势库而言,该手势库更能验证分类算法的有效性。Thomas Moeslund 手势识别数据库图像均为 TIF 格式,分辨率为 248×256 ,在此库中包含了手势在不同尺度、不同旋转平面的图像,且库中含有轮廓差异小但属不同类的手势。拍摄时做手势的人以一块黑色的布作为背景以减少手势区域提取的难度,很适合做手势识别研究。手势 A-F 的图像每类各 40 个,手势 G-Y 的图像每类各 100 个,我们选取 24 类手势的前 20 组图像作为训练样本,后 20 组图像用于识别测试。本文所有实验均以 matlab. 2012a 作为实验平台。

4.2 手势识别

HMM 涉及 3 个基本问题:估计问题、解码问题和训练问

题,而基于 HMM 进行静态手势识别主要需解决手势参数训练及手势估计两个问题。HMM 的训练过程对手势识别过程至关重要。训练的模型参数越准确,所建手势模型就越具有代表性。目前已存在的 HMM 训练算法并不唯一,我们选用应用最为广泛的 Baum-Welch 算法。手势识别也可以视为一个匹配度评价问题:给定观察序列与给定模型的匹配度如何?针对此问题,我们采用其常用的前向算法。

采用 HMM 统计模型作为分类器,其最大的缺点是计算量大。针对前面提取的两种形状特征,我们希望维数小的特定角度轮廓熵特征能够在识别上有优势,或者希望单种特征就能得到好的识别结果,从而使识别算法兼顾时间与正确率。因此,先不考虑将特征组合,分别使用特定角度轮廓熵特征、全局轮廓特征训练 HMM 识别手势,实验结果如表 2、表 3 所列。特定角度轮廓熵特征的综合识别率为 96.88%,用时总计 9.497s;上层轮廓特征的综合识别率为 86.25%,用时总计 12.819s。

表 2 特定角度轮廓熵特征的实验结果

手势类标号	识别率(%)					
1-6	95	100	100	100	95	85
7-12	80	100	100	100	100	100
13-18	100	100	100	100	85	95
19-24	100	100	85	95	100	100

表 3 上层轮廓特征的实验结果

手势类标号	识别率(%)					
1-6	95	95	95	100	70	100
7-12	85	100	100	100	80	100
13-18	100	95	85	35	100	85
19-24	100	100	100	100	55	50

对比表 2、表 3 中两类特征分别训练的结果发现,使用特定角度轮廓熵作为特征时,总体识别率明显比使用上层轮廓作为特征时高,但是经过进一步比较发现,使用特定角度轮廓熵特征识别失败的许多情况在使用上层轮廓特征识别时是不会出现的。如对于形状差别很大的手势 a 与手势 g、手势 d 与手势 v、手势 f 和手势 i、手势 k 和手势 r,这些手势的轮廓经划分后可能较难分辨,但是它们整体上相差悬殊,是很难识别错误的。所以,为了改善识别效果,在用特定角度轮廓熵作为特征得出识别结果后,对识别结果进行判断,看是否该识别结果用上层轮廓特征区分能得到更好的结果。如果是,再计算轮廓特征与第一次识别结果所对应手势模型的似然值、轮廓特征与它容易误识的手势模型的似然值,对比这些似然值的大小来做判断。经过前面所述的二次判断识别,针对同样的测试图像集,识别率达到了 98.96%,较之前单个特征一次识别的情况,识别率有所提高。并且,识别总时间较只用特定角度轮廓熵特征仅增加了 2.378s。

结束语 本文首先对单幅手势图像提取特定角度轮廓熵特征,用 Baum-Welch 算法训练隐马尔科夫模型参数,然后引用前向迭代的思想计算待识手势特征与各手势类模型的似然概率值,比较各似然值得到初步结果。通过观察,发现特定角

度轮廓特征混识了部分整体轮廓差异大的手势。针对这样的识别结果,对其提取全局轮廓特征——上层轮廓特征,用对应的 HMM 模型进行第二层识别。实验表明:即使对形状差异较小的手势,组算法也能有较好的识别效果,并且识别速度较快。但是对于部分形状差异特别小的手势组,算法的识别率不高,今后将考虑加入纹理特征以期做进一步改善。

参考文献

- [1] Ren Z, Yuan J, Zhang Z. Robust Hand Gesture Recognition Based on Finger-Earth Mover's Distance with Commodity Depth Camera [J]. IEEE Trans. Multimedia, 2013, 15(5): 1110-1120
- [2] Singh M, Mandal M, Basu A. Visual gesture recognition for ground air traffic control using the radon transform [C]// International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2005: 2586-2591
- [3] Yu C, Wang X, Huang H, et al. Vision-Based Hand Gesture Recognition Using Combinational Features [C]// Proc. of 6th Int. Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2010: 543-546
- [4] Dardas N H, Georganas N D. Real-time Hand Gesture Detection and Recognition using Bag-of-Features and Support Vector Machine Techniques [J]. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(11): 3592-3607
- [5] Bui T T T, Phan N H, Spitsyn V G. Face and Hand Gesture Recognition Algorithm Based on Wavelet transforms and Principal Component Analysis [C]// Proc. of 7th Int. Conf. on Strategic Technology, 2012: 1-4
- [6] Grobel K, Assam M. Isolated sign language recognition using hidden Markov models [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1997: 162-167
- [7] 许杏. 基于隐马尔可夫模型的手势识别研究 [D]. 华南理工大学, 2011
- [8] 曾俊. 图像边缘检测技术及其应用研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2011
- [9] 何爱玲, 王力加, 郭晶鑫, 等. 二维图形复杂度计算与叶片轮廓复杂性分析 [J]. 数学计算(中文版), 2014, 2(3): 89-95
- [10] 章毓晋. 图像分析(第三版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 160-161
- [11] Jurafsky D, Martin J H. Speech and language processing (2ed Edition) [M]. Prentice Hall, 2008
- [12] Rabiner L R. A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition [C]// Proceedings of the IEEE, 1989: 257-286
- [13] Fink G A. Markov Models for Pattern Recognition (2ed Edition) [M]. Springer, 2007
- [14] Mantyla V M. Discrete Hidden Markov Models with Application to Isolated User-Dependent Hand Gesture Recognition [R]. VTT Publications, 2001