

# 一种新的隐马尔可夫模型及其 在手绘图形识别中的应用

裴继红<sup>1)</sup> 李翠芸<sup>2)</sup> 龚 忻<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> (深圳大学现代教育技术与信息中心 深圳 518060)

<sup>2)</sup> (西安电子科技大学工程学院 西安 710071)

<sup>3)</sup> (北电网络(中国)有限公司 北京 100006)

**摘 要** 提出了一种新的隐马尔可夫模型——自适应隐马尔可夫模型(AHMM). 与传统的开环 HMM 相区别, AHMM 是一种用于识别的带反馈机制的闭环 HMM. AHMM 采用带有压缩率调整因子的特征压缩算法, 首先对待识别的特征序列进行较高压缩率的压缩, 然后将压缩得到的特征序列送入 HMM 识别器进行识别. 根据对识别效果满意度的判决, 确定是否需要调整压缩率因子以获得较长的特征序列, 并重新送入 HMM 识别器进行识别. 将该文提出的 AHMM 用于联机手绘图形的识别, 实验表明, AHMM 方法与传统的 HMM 方法相比, 识别率和识别速度均有显著提高.

**关键词** 隐马尔可夫模型; 反馈; 自适应; 特征压缩; 手绘图形  
中图法分类号 TP391

## A Novel Hidden Markov Model and Its Application to Recognize Hand-Drawn Graphic Symbol

PEI Ji-Hong<sup>1)</sup> LI Cui-Yun<sup>2)</sup> GONG Xin<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> (Modern Educational Technology & Information Center, Shenzhen University, Shenzhen 518060)

<sup>2)</sup> (School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

<sup>3)</sup> (Nortel Networks (China) Limited, Beijing 100006)

**Abstract** A novel Hidden Markov Model (HMM) structure for recognizing feature sequence, an adaptive HMM (AHMM) structure, is presented. Distinguished from traditional forward HMM, The AHMM is a closed loop feedback HMM recognition structure. Firstly, a feature compression method, which has a changeable factor used to adjust the feature compression ratio, is applied to compress feature vectors with a high compression ratio. Next, compressed feature sequence is supplied to HMM recognition system. If recognition result is not satisfaction, the compression ratio factor is changed and compress feature vectors are constructed again to obtain longer feature sequence. New feature sequence is supplied to HMM recognition system until a satisfactory recognition is obtained. Superior performance over traditional HMM recognition system is testified by sets of experiment of free form hand-drawn graphic symbol recognition based on AHMM, in which single-band integral algorithm is used to compress feature vectors adaptively according to geometry feature of input graphics symbol.

**Keywords** HMM; feedback; adaptive; feature compression; hand-drawn graphic symbol

收稿日期: 2003-07-10; 修改稿收到日期: 2005-07-21. 本课题得到国家自然科学基金(60173067)资助. 裴继红, 男, 1966 年生, 博士, 教授, 主要研究领域为模式识别、图像分析与理解、模糊信息处理、智能人机交互. E-mail: jhpei@szu.edu.cn. 李翠芸, 女, 1976 年生, 博士研究生, 主要研究方向为人工智能、图像处理和模式识别. 龚 忻, 男, 1976 年生, 硕士, 工程师, 研究方向曾包括模式识别、图像处理以及信号处理.

1 引 言

隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)是 20 世纪 60 年代末提出来的用于描述一类具有短时或局部相关性的随机序列过程的模型<sup>[1,2]</sup>. 采用 HMM 描述序列统计特性的突出优点是能够根据采集到的样本数据进行自适应学习,通过参数优化自动完成建立模型的过程. 通过学习得到的 HMM 统计模型具有较为明确的物理意义,在一定程度上克服了采用多层感知器等学习机器时产生的难以修正训练得到的模型的缺陷<sup>[2,3]</sup>. 由于 HMM 模型能较好地描述带有随机特性的语音序列信号,因此在语音信号分析与识别中首先得到了广泛的应用,取得了较好的效果<sup>[2,4,5]</sup>. 与语音信号类似,联机手写字符/手绘图形符号也是一种具有局部相关性的随机序列信号,手写/手绘识别与语音识别之间存在许多的相似之处,因此, HMM 也被引入联机手写/手绘信号的分析与识别的应用中,并且取得了一定的成果<sup>[6~8]</sup>.

使用 HMM 的建模与识别方法本质上是一种梯度下降的优化方法<sup>[2]</sup>,因此不可避免地存在局部最优以及对初始参数较敏感的问题. 在 HMM 建模与识别中,样本特征序列的长度对 HMM 的性能影响较大. 目前已有的采用 HMM 对图形识别的方法中,特征序列的长度在样本的特征提取以后就固定了,由于图形识别的多样性和复杂性,很难保证采用的特征序列对训练好的 HMM 是最优的,因此,固定长度的特征序列不可避免地会影响 HMM 识别算法的性能.

2 隐马尔可夫模型<sup>[2]</sup>

设观察序列为  $O = o_1 o_2 \cdots o_T$ , 则一个离散的 HMM 可以由一个五元组  $\lambda = (N, M, \pi, A, B)$  来描述. 在该五元组中,  $N$  为模型中马尔可夫链的状态

数目,记为  $\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_N$ ;  $M$  为每个状态对应的可能的观察符号数目,记为  $V_1, V_2, \cdots, V_M$ ;  $\pi$  为初始分布,为观察序列  $O$  在  $t=1$  时刻所处的  $q_1$  属于模型中各状态的概率分布,  $\pi = (\pi_1, \pi_2, \cdots, \pi_N)$ , 即

$$\pi_i = P(q_1 = \theta_i), \quad 1 \leq i \leq N \tag{1}$$

$A = (a_{ij})_{N \times N}$ , 为马尔可夫链的状态转移概率矩阵, 对一阶 HMM

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = \theta_j / q_t = \theta_i), \quad \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, \tag{2}$$
$$1 \leq i, j \leq N$$

$B = (b_{jk})_{N \times M}$  为观察符号概率矩阵, 即每个状态中各个不同符号的概率分布,

$$b_{jk} = P(O_t = V_k / q_t = \theta_j), \tag{3}$$
$$1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M$$

由于马尔可夫链的状态数目  $N$  和每个状态对应的可能的观察值数目  $M$  已经隐含在矩阵  $A$  和  $B$  之中, 故 HMM 又常简记为三元组  $\lambda = (\pi, A, B)$ .

在用 HMM 进行建模和识别中,需要解决 3 个基本问题: (1) 如何有效地计算在给定模型下,产生观察序列  $O$  的概率  $P(O|\lambda)$ ; (2) 如何选择一个在某种意义上最佳的状态序列  $Q = q_1 q_2 \cdots q_T$ , 以最好地解释观察序列  $O$ ; (3) 如何调整模型参数  $\lambda$  才能使  $P(O|\lambda)$  达到最大. 解决这 3 个问题涉及到 3 个基本算法: 前向-后向算法、Viterbi 算法和 Baum-Welch 算法, 这些算法的具体实现和详细论述可参考文献<sup>[2]</sup>.

3 新的反馈式自适应隐马尔可夫模型

在用 HMM 方法进行识别时,首先要确定对应于不同模式的 HMM 的参数. HMM 的参数一般是通过样本数据的训练得到的,训练过程是一个调整和优化模型参数的过程. 训练后得到的对应于所有不同模式的 HMM 模型的参数集合也称为 HMM 模型库. 基于 HMM 的识别过程框图如图 1 所示,待识样本经过特征提取和压缩形成特征序列,

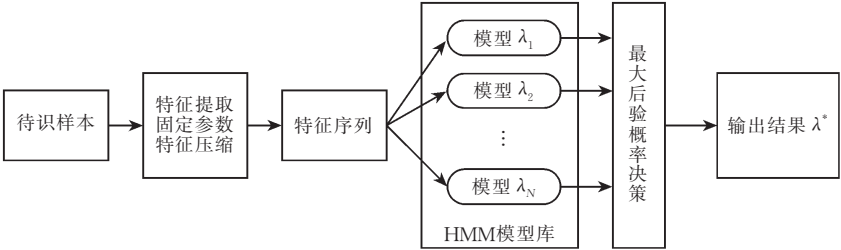


图 1 HMM 的识别过程框图

并送入 HMM 模型库中,样本的特征序列分别用模型库的各个 HMM 模型计算后验概率  $P(O|\lambda_i)$ ,通过最大后验概率准则得出对应于该样本的最优模型,即

$$\lambda^* = \arg \max_{\lambda} (P(O|\lambda_i)) \tag{4}$$

该最优 HMM 模型  $\lambda^*$  所在的类就是输入样本序列的分类识别结果.

在 HMM 进行识别的过程中,由于要计算待识特征序列对每一个模型的后验概率,在模型库中模式的数量较多时需要较大的计算量,而在计算每一个模型的后验概率时计算量与待识样本特征序列的长度有关,样本序列越长,计算量越大,识别速度也就越慢.另外,通过大量的实验我们发现,对已经训练好的状态数和拓扑结构一定的特定 HMM 模型,在对待识样本进行识别时,特征序列的长度存在一个最优的识别范围,该范围内得到的待识样本对特定模型的后验概率的区分度好、识别率高.分析其原因我们认为,在 HMM 模型  $\lambda$  参数一定的情况下,其能够描述的时序随机序列的最佳模式就是一定的,过长或过短的输入序列都会使得已有的 HMM 不能有效地匹配其统计特性的时变规律.

如果能在传统 HMM 识别结构的基础上,增加一层反馈控制机制,控制对待识样本特征向量的压缩率,根据待识样本本身的时序特征自适应地调节

压缩因子,在最大程度保留关键特征的前提下,调整特征向量的长度以期最佳匹配 HMM 模型,则可以大大提高传统 HMM 对待识模式的适应性,提高识别率.另外对于区分度较高的待识样本,由于可以在较短的样本序列上识别,可以有效减少计算量,提高识别速度.

为此本文提出了一种带反馈的自适应隐马尔可夫模型(AHMM),其工作原理如图 2 所示.在该闭环模型中,形成待识样本的特征序列时采用参数可调的特征压缩方法;识别时不是采用简单的后验概率最大准则进行决策,而是首先对计算出的各个后验概率值的区分度进行满意度判决,若满意则根据最大后验概率准则输出识别结果;否则根据当前状态调整压缩率因子,用该因子控制样本特征压缩方法,得到待识样本不同尺度的特征序列,再次送入模型库进行后验概率计算,直到计算结果满意,或者待识样本尺度已调整到最大为止,并输出识别结果.由于 AHMM 中反馈机制的引入,使得整个识别模型不仅能够适应于输入模式在几何或时间尺度上的不同变化,而且能够根据单次 HMM 的识别结果对待识数据尺度进行自适应调整.从而降低了在特征压缩算法中为确定最优参数而对先验知识的依赖,改善了 HMM 识别模型的适应性,提高了识别率.

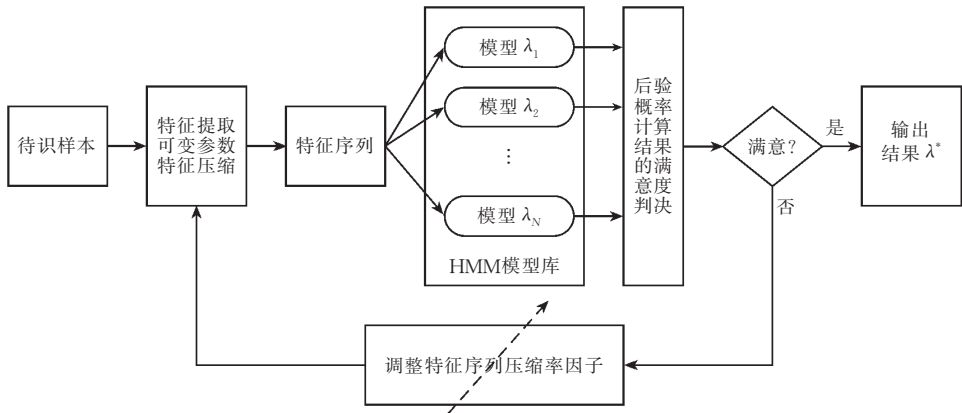


图 2 带反馈的自适应 HMM 的识别过程框图

用 AHMM 进行模式识别的关键是在三个方面:(1)具有特征保持特性可调参数特征压缩算法,(2)HMM 输出的后验概率值的满意度判决准则,(3)压缩因子调整策略.由于针对各种不同应用情况,待识样本信号的数据形式、特征抽取方法等各不相同,因此,具体的 AHMM 中特征压缩算法、满意度判决准则以及压缩率调整因子一般随应用的不同而不同.本文后续将给出针对联机手绘图形识别的

应用中这些问题的具体解决方法.

### 4 基于单边积分的手绘图形特征序列参变压缩方法

设  $\varphi=[\varphi_1,\varphi_2,\cdots,\varphi_n]$  是手绘图形样本点序列的旋转角度序列, $n$  为样本数据点的个数.我们称下面的算法为旋转角序列的单边积分算法<sup>[9]</sup>.

- 1. 设定一个积分判零门限  $T$ .
- 2. 根据门限函数计算旋转角序列中每个值的符号.

$$S(\varphi_k) = \begin{cases} -1, & \varphi_k < -T \\ 0, & -T < \varphi_k < T \\ 1, & \varphi_k > T \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\varphi_k$  为旋转角序列中的某一个旋转角值.

3. 以相邻的同符号旋转角位于同一区域的分解标准, 将旋转角序列分解为不同的区域. 位于每个区域中子序列点的个数记录为  $N = \{n_1, n_2, \dots, n_m\}$ , 其中,  $n_1 + n_2 + \dots + n_m = n$ ,  $m$  为区域的个数.

4. 将每个区域中各点的旋转角度相加(积分)得到单边积分的结果序列  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ .

- 5. 如果用每个区域中子序列点的个数对单边积分结果

序列分别求平均, 则得到平均单边积分结果序列  $\bar{S} = \{\bar{s}_1, \bar{s}_2, \dots, \bar{s}_m\}$ , 其中  $\bar{s}_k$  为第  $k$  个区域的平均单边积分值.

$$\bar{s}_k = \frac{s_k}{n_k} \quad (6)$$

在上述单边积分算法中, 积分判零门限  $T$  主要起到了抑制手绘过程中手的抖动或其它噪声带来的角度突变带来的干扰的作用, 同时还在一定程度上起到了控制特征序列的压缩尺度的作用. 图 3 是一个手绘图形的单边积分示例. 可以看出对图 3(a) 这样的 一个手绘图形, 利用单边积分序列和平均单边积分序列可以很容易找出图形的角点位置和大小, 且算法具有较强抗噪声干扰性.

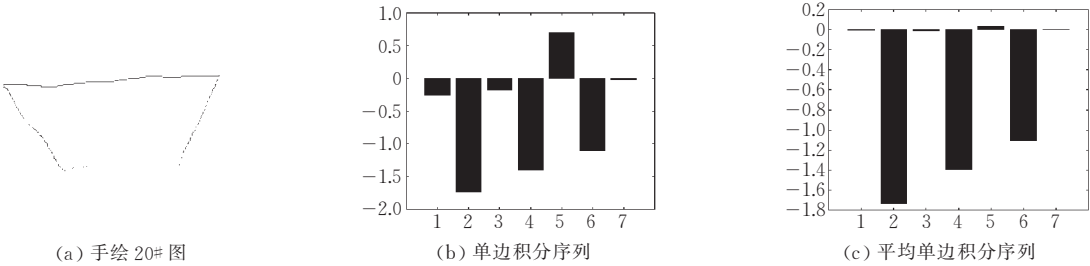


图 3 手绘图形的单边积分示例

样本的旋转角序列具有尺度缩放不变性和旋转不变性. 当旋转角在局部变化大时, 则认为是角点或拐点; 而旋转角在某一较长段累积值大时, 则该段是弧的可能性大. 用单边积分可以找出图形点序列在局部的缓变和剧变之处, 找到图形的拐角点, 并利用拐角点将图形分段. 单边积分算法中记录了每一段总的旋转角度, 如果总的旋转角度大于某一门限, 则说明该段有较大的弧度变化, 该段就不能只用一个序列值表示, 应该继续分段用多个序列值来表示. 反之, 若某一段中旋转角度的总和小于某一门限时, 则说明该段是由角度缓变的近似直线段的序列点组成, 可以抽取一个有代表的点的角度来表示该图形段. 由此, 给出基于单边积分的特征序列参变压缩算法, 算法的基本步骤如下:

- 1. 设定初始积分判零门限  $T$ , 弧与直线段的区分门限  $t$ .
- 2. 计算图形特征点序列的单边积分序列和平均单边积分序列. 以此为依据找出特征点序列的拐角点位置, 以拐角点为端点将特征点序列分段.
- 3. 根据每一分段的单边积分值判别并标注该段为直线段或是弧. 若该段单边积分值大于  $t$  则标注为弧, 否则标注为直线段.
- 4. 检查所有已标注的线段, 如果标注为弧, 则当前积分判零门限  $T$  减小一个步长  $\Delta$ , 返回到步 2. 如果所有段都标注为直线, 继续下一步.
- 5. 记所有分段中最短段的分段长度为  $\min L$ , 以  $\min L$

为间隔, 对长度大于  $\min L$  的特征点序列的分段的中间点进行插值(可以采用序列空间低通滤波后, 进行等间距采样方法插值). 通过分段和插值后的特征序列即为压缩后的序列.

在联机手绘图形的识别中, 图形中的角点、拐点以及弧和直线信息是图形的关键特征信息, 这些信息在图形识别中起着重要的作用. 图 4 是一个具体的手绘图形及其特征点序列. 图 5、图 6 和图 7 分别是参数  $t$  取 30、20 和 10 时对原始特征点序列的压缩结果. 可以看出在参数  $t$  取不同值时, 压缩后的特征点序列均保留了图形中的关键点. 在参数  $t$  一定的情况下, 即便是对同一个图形模式, 由于各个样本的手绘条件的差异(不同人、不同时间), 一般来说各样本数据的  $\min L$  是不同的, 压缩率一般也是不同的, 上述基于单边积分的特征序列参变压缩算法对样本数据具有自适应性. 算法中弧与直线段的区分门限  $t$  实际起到了控制特征序列压缩率的作用, 我们将其作为该特征序列参变压缩算法的压缩率调整因子.

上述算法的优点在于, 在压缩特征序列长度的同时, 算法在设定的误差尺度下尽可能多地保留了图形中的特征信息. 而通常的邻域平均压缩方法和隔点抽样压缩方法对图形中的特征信息具有模糊作用, 不利于图形的识别. 因此, 基于单边积分的特征序列参变压缩算法与邻域平均方法和隔点抽样方法相比是一种特征保持的压缩方法.

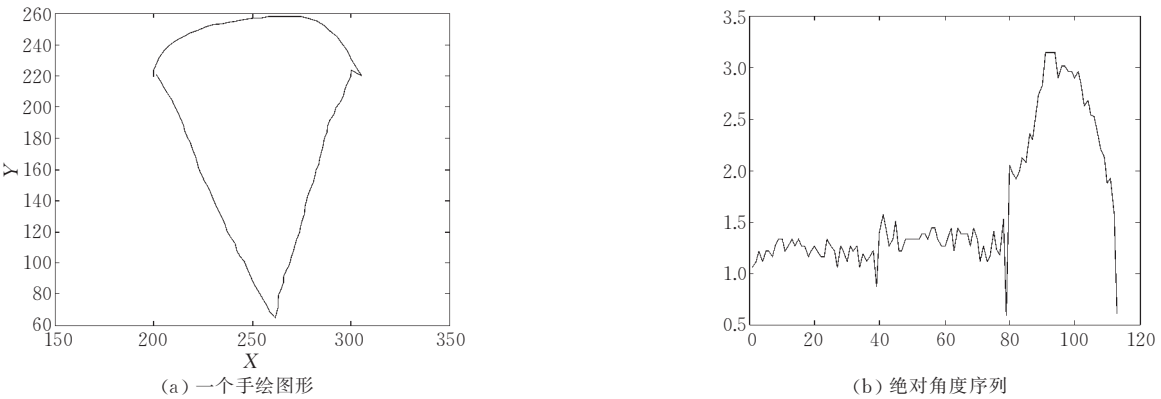


图 4 一个手绘图形及其绝对角度特征点序列

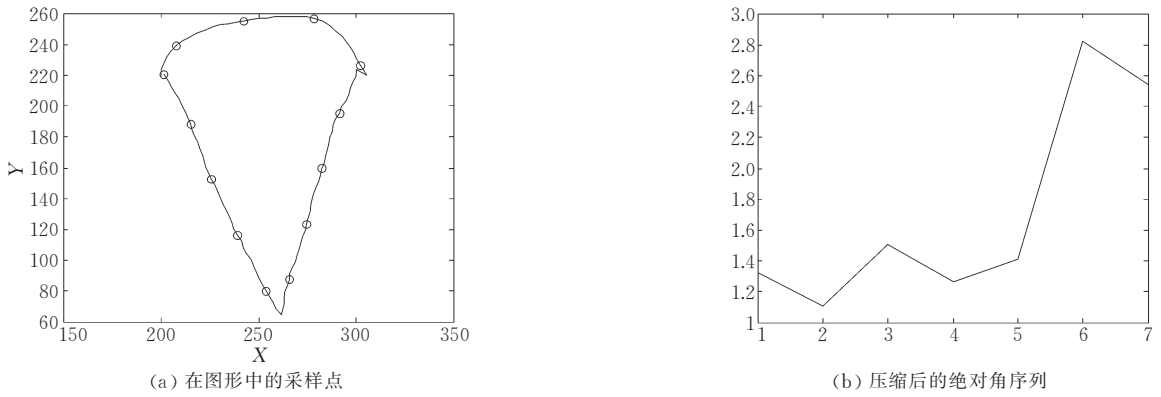


图 5 压缩率调整因子  $t=30$  时的压缩结果

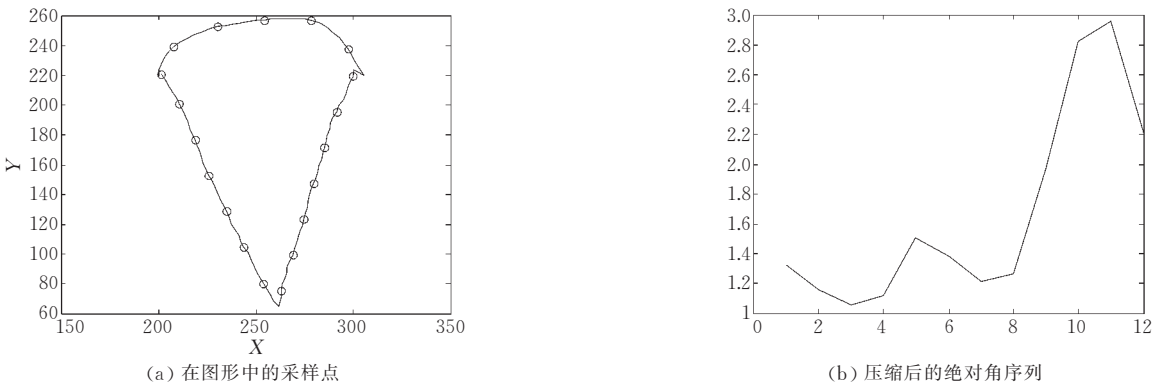


图 6 压缩率调整因子  $t=20$  时的压缩结果

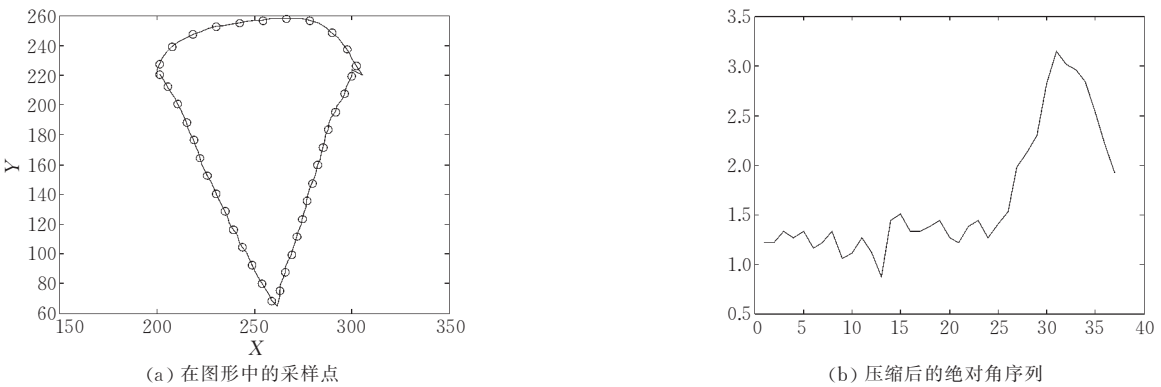


图 7 压缩率调整因子  $t=10$  时的压缩结果

5 基于 AHMM 的联机  
手绘图形识别方法

基于本文 AHMM 模型的联机手绘图形识别方法框图同图 2. 其中,待识样本为系统采集到的手绘图形数据点经过抑制噪声等预处理过程后的点序列;考虑到在实际应用中图形一般是带有方向性的,同一个形状而方向不同的图形往往代表不同的类型,因此识别特征采用与方向有关的点序列的绝对角度;特征压缩采用上一节的参变单边积分压缩算法,该压缩过程中采用与图形方向无关的样本旋转角序列;压缩以后的特征序列采用点序列的绝对方向角序列. 特征序列经过 HMM 得到单次识别结果. 对该结果,首先判断结果的满意度. 满意度大时,可以直接输出结果;满意度小时,调整压缩率因子对特征向量进行重新压缩,并再次识别,直到结果满意或者压缩因子已调整为最小值为止. AHMM 模型压缩率因子调整方法的具体实现步骤如下:

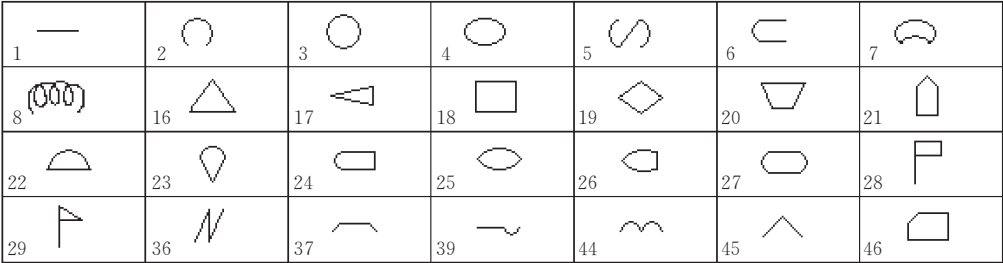


图 8 实验图形集合

受试者使用手写输入笔,以非受限的方式重复绘制每个图形 20 次以上,在绘制时对输入图形的大小、位置和规则度都没有要求,只要人可以辨识即可,数据采集程序将输入过程中绘制的笔划点序列实时记录下来. 若图形在绘制过程中是多笔画完成,则采集程序根据端点空间邻近关系将多笔画连接为一个数据序列. 这样图 8 中每个图形符号的实际绘制样本数在 400 个以上,总样本数在 11200 个以上. 在每次实验中,我们在每个受试者绘制的每个图形样本中随机抽取 16 个样本作为 HMM 的训练样本,其余样本作为测试样本. 多次实验的统计结果如表 1 所示.

在表 1 中我们同时给出了在 AHMM 方法中,用  $m$  点平均的压缩方法与本文基于单边积分的压缩方法的性能对比结果.  $m$  点取平均的计算公式如下:

$$avg\_ \theta_i = \frac{\theta_{mi+1} + \theta_{mi+2} + \cdots \theta_{mi+m}}{m} \tag{11}$$

首先,对单次计算的各个 HMM 的后验概率值从大到小排序  $p_1, p_2, \cdots, p_n$ ,排序后对应的 HMM 的模型顺序为  $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n$ . 计算后验概率的差分序列以及差分序列的均值:

$$d_i = p_i - p_{i+1} (i = 1, 2, \cdots, n - 1) \tag{7}$$

$$D = \frac{1}{n-2} \sum_{i=2}^{n-1} d_i \tag{8}$$

满意度阈值计算如下:

$$T_s = \frac{D}{2} \tag{9}$$

然后,对单次识别满意度进行判决:若  $d_1 > T_s$ ,则输出识别结果  $\lambda^* = \lambda_1$ ; 否则采用式(10)调整压缩率因子.

$$t_k = t_{k-1} - \eta \tag{10}$$

式(10)中,压缩率因子  $t$  为单边积分压缩方法中弧与直线的区分门限,  $k$  为反馈次数,  $\eta$  是步长.  $t$  的调整次数一般与手绘人的绘制习惯和绘制图形的规范程度有关.

6 实验结果及分析

为了验证本文 AHMM 模型的有效性,我们采用如图 8 中所示的 28 个标准图形符号进行联机手绘图形识别实验,实验样本采自 20 个受试者.

为了使两种压缩方法具有可比性,实验中,在 AHMM 调整压缩因子后,用单边积分得到的  $\min L$  作为式(11)中的  $m$  的取值. 在表 1 中,平均识别时间为识别每个样本的平均耗时. 书写人个体平均识别率计算如式(12)所示:

$$R_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{28} r_{ik} \tag{12}$$

其中,  $M=28$  为图形总数,  $r_{ik}$  为第  $i$  个书写人对第  $k$  号图形的识别率:

$$r_{ik} = C_{ik} / N_{ik} \tag{13}$$

上式中,  $C_{ik}$  是第  $i$  个人第  $k$  号图正确识别的次数,  $N_{ik}$  是第  $i$  个人第  $k$  号图总的识别次数.

从表 1 中可以看出, AHMM 模型不论是个体平均识别率还是总平均识别率均明显高于普通的 HMM 识别模型. 这也说明,由于 AHMM 能够完成对特征向量的自适应压缩,因此在 AHMM 识别结

构中,输入 HMM 模型库的特征向量可以调整到比较合适的长度.而普通 HMM 识别模型不能根据输入图形的变化提供合适的向量长度,因此识别率受个体手绘输入过程的影响较大,如果绘制人绘制图形的大小与标准图形相近,则识别率相对较高(如 11 号绘制人),如果绘制人绘制图形的大小与标准图形相差较远,则识别率会急剧下降(如 14 号绘制人).

表 1 HMM 和 AHMM 识别率、识别时间比较

书写人 编号	HMM 识别率(%)	AHMM 识别率	
		<i>m</i> 点平均压缩(%)	单边积分压缩(%)
1#	89.29	92.86	93.57
2#	92.72	91.43	92.86
3#	93.47	93.57	93.57
4#	78.57	83.57	84.46
5#	85.71	87.86	89.29
6#	92.14	92.14	92.14
7#	87.65	94.29	94.29
8#	90.27	95.71	95.71
9#	87.31	89.29	91.65
10#	87.46	96.43	96.43
11#	89.51	91.43	91.43
12#	85.67	91.43	91.43
13#	94.52	96.43	96.43
14#	80.64	91.52	92.50
15#	86.91	93.57	93.57
16#	88.46	92.86	93.57
17#	90.63	93.57	94.29
18#	86.72	89.29	92.03
19#	91.06	92.03	91.65
20#	89.64	91.65	93.57
20 人平均 识别率	88.42	92.05	92.72
平均识别 时间(s)	3.6711	1.8726	2.2149

另外,表 1 中的实验结果表明,压缩方法采用基于单边积分的 AHMM 其识别率高于压缩方法采用常规 *m* 点平均的 AHMM. 其原因是单边积分压缩方法较常规的 *m* 点平均压缩方法不仅能够根据图形本身的特征来选择压缩率,更主要的是单边积分压缩方法在压缩后具有特征点保持能力,这是 *m* 点平均方法所不具备的,因此单边积分压缩方法有更好的压缩效果. 由于特征序列的压缩,使得 HMM 模型计算后验概率的复杂度降低,因此也带来了识别速度的提高. 这在表 1 平均识别时间中已体现出来,即 AHMM 的平均识别速度高于 HMM 的平均识别速度. 由于单边积分的压缩方法较 *m* 点平均的压缩方法运算较为复杂,因此其识别时间较 *m* 点平均的 AHMM 模型要长一点.

7 结 论

理论分析和实验结果表明,本文提出的新的自

适应隐马尔可夫识别模型,由于采用了具有特征保持特性的样本序列压缩算法,在识别过程中自适应地调整压缩率控制因子,通过反馈控制调整输入样本特征序列的长度,使其尽可能去匹配特定 HMM 模型所需要的最佳的特征序列长度,因此,它的识别率较传统 HMM 方法有较大的提高.

传统的 HMM 识别方法是一种开环模型,开环模型识别的性能取决于对序列的特征压缩是否合理. 单次压缩后的特征向量长度无法保证对特定 HMM 模式来说是最优的. 开环系统无法修正这种误差,而这种误差往往将直接导致识别率的降低. 而闭环 AHMM 模型可以利用对单次识别结果的评估,通过反馈控制来减低这种误差. 另外,传统的 HMM 识别方法用最大后验概率决策方法进行判决. 最大后验概率决策方法实现相对简单,但是,当计算出的 HMM 的最佳匹配模型和次佳匹配模型的后验概率相差不大时,仅以绝对大小来判断是不合理的. 这种情况表明 HMM 模型对该长度的样本特征序列区分度不够,需要重新调整样本特征序列长度以增加信息,在更高分辨率下再次识别. 从使用不同长度的样本特征序列的角度,本文提出的 AHMM 方法实际上是一种多分辨的识别方法. 将多分辨思想引入到了传统 HMM 中,利用多尺度的样本进行识别,也在一定程度上克服了由于 HMM 的梯度下降优化所带来的对初始值敏感、易于陷入局部最优的问题,这也是 AHMM 识别率上升的一个原因. AHMM 方法使用多分辨思想和闭环反馈策略改善 HMM 识别性能的思想具有较大的理论和实际应用价值,为使用 HMM 方法的识别问题提供了一条新的设计思路.

参 考 文 献

1 Baum L. E. , Petrie T. . Statistical inference for probabilistic functions of finite state Markov chains. *Annals of Mathematical Statistics*, 1966, 37: 1554~1563

2 Xie Jin-Hui. *Hidden Markov Models and Its Application in Speech Processing.*. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 1995(in Chinese)  
(谢锦辉.隐 Markov 模型(HMM)及其在语音处理中的应用. 武汉:华中理工大学出版社, 1995)

3 Bian Zhao-Qi, Zhang Xue-Gong. *Pattern Recognition.* Beijing: Tsinghua University Press, 2000(in Chinese)  
(边肇祺,张学工.模式识别. 北京:清华大学出版社, 2000)

4 Levinson S. E. , Rabiner L. R. , Sondhi M. M. . An introduction to the application of the theory of probabilistic functions of

Markov process to automatic speech recognition. The Bell System Technical Journal, 1983, 62(4): 1035—1074

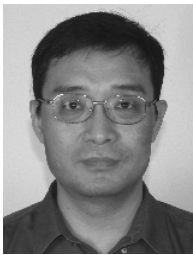
5 Rabiner L. R. . A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. Proceedings of IEEE, 1989, 77(2): 257~286

6 Chinmoy B. Bose, Shyh-Shiaw Kuo. Connected and degraded text recognition using hidden Markov model. Pattern Recognition, 1994, 27(10): 1345~1363

7 Makhoul J. , Starner T. *et al.* . On-line cursive handwriting recognition using speech recognition models. In: Proceedings of IEEE International Conference Acoustics, Speech and Signal Processing, Adelaide, Australia, 1994, 125~128

8 Plamondon R. , Srihari S. N. . On-line and off-line handwriting recognition: A comprehensive survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1): 63~73

9 Gong Xin, Pei Ji-Hong, Xie Wei-Xin. An universal hand-drawn graphic symbol recogion system. Chinese Journal of Electronics, 2002, 11(1): 24~28



**PEI Ji-Hong**, born in 1966, Ph.D. , professor. His current research interests include pattern recognition, image analysis and understanding, fuzzy information processing and intelligence human-computer interface.

**LI Cui-Yun**, born in 1976, Ph. D. candidate. Her research interests include artificial intelligence, image processing and pattern recognition.

**GONG Xin**, born in 1976, M. S. . His research interests include pattern recognition, image processing and signal processing.

**Background**

This work is sponsored by National Nature Science Foundation of China. The project name is “Study of a Constrained Adaptive Technique for Online Hand-Drawn Graphics Recognition”. The project studies the adaptive recognition technique on online hand-drawn graphic symbol under the constraint that graphic symbols are constructed by basic

graphics tokens. Before this project, the research term has accomplished relative project of national defense pre-research project named by “Study to Human-Computer Interface Information Technique”. This paper’s work is emphasis on how to recognize hand-drawn basic graphics token adaptively.