

# 基于离散 HMM 的眉毛识别方法研究

李玉鑑 李星立

(北京工业大学计算机学院, 北京 100124)

**摘要** 为说明人类的眉毛作为一种生物特征使用的可能性和可行性,提出了一种基于离散 HMM 的眉毛识别方法,并对它的识别率随观察符号个数和模型状态数的变化关系进行了初步的实验研究。实验结果表明,该方法在一个 27 人的小规模眉毛数据库上最高识别率可以达到 92.6%。

**关键词** 隐马尔可夫模型 矢量量化 眉毛图像 眉毛识别

**中图分类号**: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2008)08-1465-05

## Eyebrow Recognition Based on Hidden Markov Models

LI Yu-jian, LI Xing-li

(College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100022)

**Abstract** In order to demonstrate the possibility and feasibility that eyebrow can work as a biometric, this paper presents an eyebrow recognition method, the relation of whose accuracy to the observation symbol number and the state number has been preliminarily investigated. The experiment results have shown that the method can achieve an accuracy of 92.6% in a small-scale eyebrow image database taken from 27 persons.

**Keywords** Hidden Markov Model, vector quantization, eyebrow image, eyebrow recognition

## 1 引言

生物特征识别技术是一种重要的身份鉴别方法<sup>[1,2]</sup>,其中生物特征可以分为生理特征和行为特征。生理特征是先天形成的,而行为特征是后天形成的。常见的生理特征主要包括指纹、掌纹、手形、虹膜和人脸等,常见的行为特征主要包括语音、击键、手写字符和步态等<sup>[3]</sup>。在各种生物特征识别方法中,隐马尔可夫模型是一种常用的工具。隐马尔可夫模型(hidden Markov models, HMM)是由 Baum 等人在 20 世纪 60 年代末 70 年代初提出,已经被广泛应用于语音识别<sup>[4]</sup>、手写字符识别<sup>[5]</sup>、步态识别<sup>[6,7]</sup>和人脸识别<sup>[8-12]</sup>等领域。本文把 HMM 模型应用于眉毛识别的研究,以验证眉毛作为一种生物特征使用的可能性和可行性。考虑到眉毛是人脸的一部分,先对 HMM

模型在人脸识别中的应用情况作进一步阐述。

Samria 等人首次将 1 维隐马尔可夫模型应用于人脸识别<sup>[8]</sup>,他根据人脸重要特征区域(额头、眼睛、鼻子、嘴和下巴)从上到下出现的自然顺序,将人脸图片从上到下分割为 5 个区域,把每个区域分配给 1 维连续 HMM 的一个状态,用一个矩形框从上到下采样人脸图像,将窗内的像素点排列成列向量,用灰度值作为观察值,这种方法的识别率达到 84%。Nefian 等人发展了 Samaria 等人的方法<sup>[9]</sup>,提出了基于 2 维离散余弦变换(2D-DCT)特征提取的方法,该方法用 39 个 2D-DCT 系数作为观察向量,代替 Samaria 的灰度值序列,在一定程度上解决了 Samaria 的大存储量问题,但识别率没有显著提高。刘小军等人吸收了 Samaria 和 Nefian 的思想,提出了采用奇异值分解抽取观察序列的方法<sup>[10]</sup>,这种方法在提高识别率和缩短计算时间方面都有很大进步,识别率达到 96.5%。

以上研究都是用 1 维隐马尔可夫模型对人脸图像建模,由于人脸图像是 2 维数据,用 1 维隐马尔可夫模型对人脸图像建模常常会损失掉图像中蕴涵的重要信息,而最终影响识别率。为了更好地利用隐马尔可夫模型的思想对人脸图像建模, Samaria 等人将 1 维隐马尔可夫模型扩展到伪 2 维隐马尔可夫模型<sup>[11]</sup>,他们在人脸图像的每一行采样块的末尾增加了一个标记块,在每一个水平的隐马尔可夫模型的末尾增加了一个额外的行末状态,他们报告的识别率在 90% 到 95% 之间。Nefian 等人将嵌入式隐马尔可夫模型用于人脸识别<sup>[12]</sup>,这种模型由一组超态组成,每一个超态内又被嵌入一个 1 维隐马尔可夫模型,其中嵌入隐马尔可夫模型的状态称为嵌入态。他们取 5 个超态描述人脸的宏观特征,分别对应人脸在垂直方向上的额头、眼睛、鼻子、嘴和下巴,而每个超态内的嵌入态则描述水平方向上的人脸局部区域特征,但是没有具体含义。在实现时,他们用 6 个 2D-DCT 系数来表示观察向量,识别率达到 98%。

由于隐马尔可夫模型在人脸识别中取得了较好的结果,同时眉毛又是人脸的一个部分,而且眉毛也象人脸一样具有良好的局部稳定性,在理论上这种局部稳定性又可以理解为隐马尔可夫模型的某个状态,因此,隐马尔可夫模型可能在眉毛识别的研究取得类似的成功。

## 2 模型简介

隐马尔可夫模型是一类统计模型<sup>[13]</sup>,可以用来刻画序列信号的统计特性。一个 HMM 通常由两部分组成:一部分是隐含的马尔可夫链,称为隐含层;另一部分是实际的观测量,称为观测层。如果假定在 HMM 中隐含层只能取  $N$  个不同的状态(分别记为  $1, 2, \dots, N$ ),每个状态只能产生  $M$  个不同的观察符号(分别记为  $v_1, v_2, \dots, v_M$ ),那么 HMM 可以简记为一个三元组  $\lambda = \{A, B, \Pi\}$ ,其中各参数详细解释如下:

(1)  $A = \{a_{ij}\}$  是状态转移概率分布,其中  $a_{ij}$  表示在前一状态  $q_{t-1} = i$  的条件下,当前状态  $q_t = j$  的概率,即

$$a_{ij} = P(q_t = j | q_{t-1} = i) \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (1)$$

(2)  $B = \{b_j(k)\}$  是观察符号概率分布,其中  $b_j(k)$  表示在当前状态  $q_t = j$  的条件下,观察符号取  $v_k$  的概率,即

$$b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = j) \quad 1 \leq k \leq M \quad (2)$$

(3)  $\Pi = \{\pi_i\}$  是初始状态概率分布,其中  $\pi_i$  是初始状态  $q_1 = i$  的概率,即

$$\pi_i = P(q_1 = i) \quad 1 \leq i \leq N \quad (3)$$

## 3 HMM 在眉毛识别中的应用

### 3.1 眉毛图像的采集及预处理

首先利用普通图像采集设备在一般自然光照条件下从正面分别拍摄了 27 个人的睁眼和闭眼眉毛图像,称为原始眉毛图像(如图 1(a)所示),然后在原始眉毛图像中通过手工圈选眉毛区域(如图 1(b)所示),并通过计算机辅助抽取其中的纯眉毛图像(如图 1(c)所示)。纯眉毛图像是 256 色的灰度图像,其中圈选区域内部各点的灰度值  $g$  通过 3 个颜色分量  $R, G, B$  来计算,并采用图像灰度化处理中最常用的一个公式,即

$$g = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (4)$$

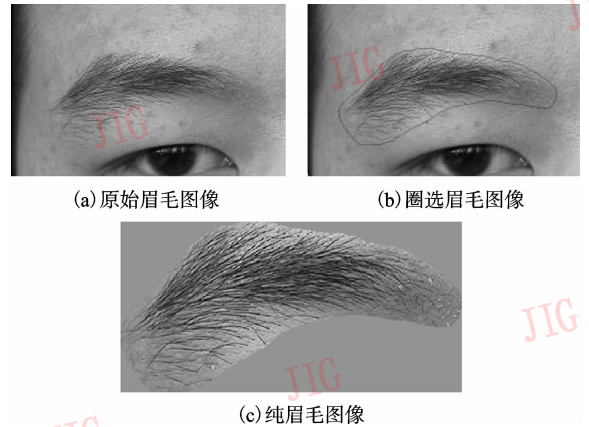


图 1 眉毛图像示意图

Fig. 1 Eyebrow image

而圈选区域和外接矩形之间各点的灰度值采用圈选区域所有顶点的灰度均值填充。为了满足快速傅里叶变换(FFT)的需要,将纯眉毛图像的高度  $H$  都归一到 256pixels,对宽度则不做归一化处理。

在进行眉毛识别时,所用的训练集和测试集均由纯眉毛图像构成。

### 3.2 HMM 的结构选取

本文采用从左到右的 1 维离散无跨越 HMM 对眉毛图像建模,模型的结构如图 2 所示,其中标有  $1, 2, \dots, N$  的圆表示 HMM 的状态,  $a_{ij}$  表示状态之间转移概率。每个状态都是抽象的,无具体意义,在理论上可以看作是对眉毛上某个局部稳定性的描述。



16,16,16,5,5,16,16,16,16,16,5,10,10,12,29,16,  
 19,16,16,16,16,2,2,2,15,10,10,12,12,10,10,12,  
 12,12,12,12,12,12,12,12,10,10,12,12,18,  
 18,12,12,12,12,18,18,8,8,6

### 3.3 HMM 的参数训练

为数据库中的每幅眉毛图像选取一个 HMM 后,就可以采用 Baum-Welch 算法<sup>[13]</sup>进行模型参数的训练,主要流程见图 4。首先,利用从左到右无跨越 HMM 的结构特性对模型  $\lambda = \{A, B, \Pi\}$  进行参数的初始化,方法是把观察序列从左到右均匀分割为  $N$  个状态,并利用与每个状态相关的观察符号数来估计状态转移概率分布的初值  $A = \{a_{ij}\}$ 、观察符号概率分布的初值  $B = \{b_j(k)\}$  和初始状态概率分布的初值  $\Pi = \{\pi_i\}$ 。然后对模型参数  $A, B, \Pi$  采用下面的公式进行反复重估:

$$\hat{\pi}_i = \frac{\alpha_1(i)\beta_1(i)}{\sum_{j=1}^N \alpha_1(j)\beta_1(j)} \quad (5)$$

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (6)$$

$$\hat{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^T \alpha_t(j) \beta_t(j) \delta(o_t, v_k)}{\sum_{t=1}^T \alpha_t(j) \beta_t(j)} \quad (7)$$

式中,  $\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, q_t = i | \lambda)$  是前向变量,  $\beta_t(i) = P(o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T | q_t = i, \lambda)$  是后向变量,

$$\delta(o_t, v_k) = \begin{cases} 1 & o_t = v_k \\ 0 & o_t \neq v_k \end{cases}$$

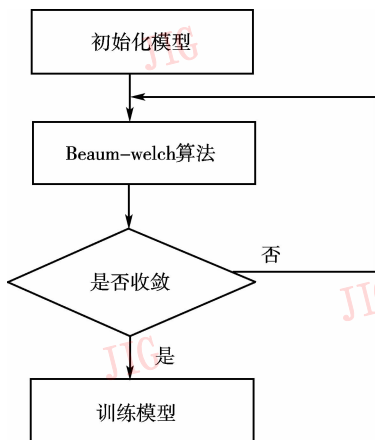


图 4 HMM 模型的训练流程图

Fig. 4 Flow chart for training HMM

由于上述 Baum-Welch 算法在理论上可以保证  $P(O | \hat{\lambda}) > P(O | \lambda)$ , 因此一定能够收敛<sup>[15]</sup>。可以设定一个域值  $\varepsilon$ , 当  $|P(O | \hat{\lambda}) - P(O | \lambda)| < \varepsilon$  时, 即认为模型收敛, 并把此时的 HMM 模型  $\hat{\lambda} = (\hat{A}, \hat{B}, \hat{\Pi})$  作为最终训练结果, 以用于下一步的眉毛识别过程。

## 4 眉毛识别的实验结果

在识别阶段, 首先提取待识别图像的观察序列  $O = (o_1, o_2, \dots, o_w)$ , 用前向算法计算每个模型  $\lambda_i$  产生观察序列的概率  $P(O | \lambda_i)$  ( $1 \leq i \leq n$ ,  $n$  为模型总数)。如果  $m = \arg \max_{1 \leq i \leq n} (P(O | \lambda_i))$ , 则第  $m$  个模型对应的眉毛 (或人脸) 为识别结果。

眉毛识别实验采用了 27 个人的眉毛数据库, 共包含 54 张眉毛图片, 每人两张, 分别对应于睁眼正视和闭眼正视的情况, 其中睁眼正视的图像用于训练, 闭眼正视的图像用于测试。实验考虑了观察符号个数  $M$  分别为 16、32、64、128 和 256 的 5 种情况以及状态数  $N$  分别为 2、3、...、14 的 13 种情况, 识别率随  $M$  及  $N$  的变化关系见表 1 和图 5。

表 1 观察符号个数  $M$  和模型状态  $N$  变化时的正确率  
 Tab. 1 The accuracies varying with the observation symbol number  $M$  and the state number  $N$

状态数	观察符号个数				
	16	32	64	128	256
2	81.5	85.2	88.9	81.5	81.5
3	85.2	85.2	85.2	81.5	85.2
4	81.5	88.9	77.7	88.9	88.9
5	81.5	85.2	81.5	85.2	81.5
6	85.2	88.9	81.5	85.2	88.9
7	77.7	81.5	85.2	92.6	92.6
8	77.7	85.2	85.2	92.6	92.6
9	77.7	88.9	85.2	92.6	92.6
10	77.7	88.9	88.9	92.6	92.6
11	81.5	88.9	88.9	92.6	92.6
12	77.7	88.9	88.9	92.6	92.6
13	70.4	88.9	88.9	88.9	92.6
14	74.1	88.9	88.9	88.9	88.9

从表 1 和图 5 给出的实验结果可以看出, 当观察符号个数  $M$  为 128 或 256, 状态数在 7 到 12 之间时, 基于离散 HMM 的眉毛识别方法达到了 92.6% 的最高识别率。由于进行识别所需的计算复杂度为

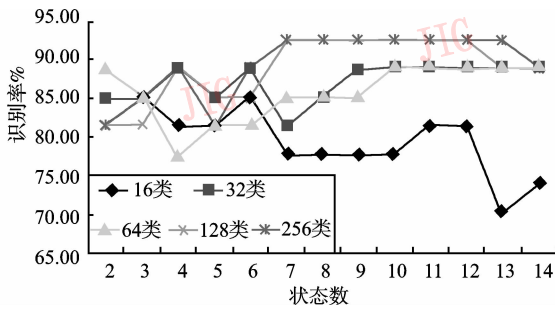


图5 识别率与观察符号个数  $M$  和模型状态数  $N$  的关系

Fig. 5 The relation of accuracy to the observation symbol number  $M$  and the state number  $N$

$O(N^2W)$ , 因此状态数  $N$  越小识别速度越快, 所以  $N=7$  是一个理想的状态取值。

## 5 结论

通过研究基于离散 HMM 的眉毛识别方法, 在一个 27 人的小规模眉毛数据库上初步验证了人类的眉毛作为一种生物特征使用的可能性和可行性。由于人类的眉毛具有复杂多样的轮廓、形态和细节特征, 同时具有良好的稳定性和易采集性, 因此, 具备作为一种独立生物识别特征的基本条件。虽然在本文的眉毛识别实验中还需要手工圈选眉毛区域, 但是, 实验结果已经说明眉毛识别是一个值得重视的新领域、新方向。在今后的工作中, 将进一步考虑扩大数据库的规模, 并对基于连续 HMM 的眉毛识别进行研究。

### 参考文献 (References)

- 1 Sun Dong-Mei, Qiu Zheng-ding. A survey of the emerging biometric technology[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, **29**(12): 1744 ~ 1748. [孙冬梅, 裴正定. 生物特征识别技术综述[J]. 电子学报, 2001, **29**(12): 1744 ~ 1748.]
- 2 Zhang Min-gui, Zhou De-long, Pan Quan, *et al.* Biometrics identification techniques [A]. In: Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation [C], Shanghai, China, 2002: 1133 ~ 1137.

- 3 Anil K, Jain A R, Salil Prabhakar. An introduction to biometric recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, **14**(1): 4 ~ 20.
- 4 Rabiner L. A tutorial on hidden Markov models and selected application in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, **77**(2): 257 ~ 286.
- 5 Bing Feng, Xiao Qing-ding. Off-line handwritten Chinese character recognition with hidden Markov models[A]. In: proceedings of 5th International Conference on Signal Processing Proceedings [C]. Beijing, China, 2000: 1542 ~ 1545.
- 6 Sundaresan A, Roychowdhury A, Chellappa R A. A hidden Markov model based framework for recognition of humans from gait sequences [A]. In: Proceedings of International Conference on Image Processing [C], Barcelona, Spain, 2003: 93 ~ 106.
- 7 Kale A, Rajagopalan A, Cuntoor N, *et al.* Gait-based recognition of humans using continuous HMMs[A]. In: proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C]. Washington DC, USA 2002: 336 ~ 341.
- 8 Samaria F, Young S. HMM based architecture for face identification [J]. Image and Computer Vision, 1994, **12**(8): 537 ~ 583.
- 9 Nefian A V, Hayes M H. Face detection and recognition using hidden Markov models[A]. In: Proceedings of the International Conference on Image Processing [C]. Chicago, USA, 1998: 141 ~ 145.
- 10 Liu Xiao-jun, Wang Dong-feng, Zhang Li-fei, *et al.* An approach for face recognition based on singular value decomposition and hidden Markov model [J]. Chinese Journal of Computers, 2003, **26**(3): 340 ~ 344. [刘小军, 王东峰, 张丽飞等. 一种基于奇异值分解和隐马尔可夫模型的人脸识别方法[J]. 计算机学报, 2003, **26**(3): 340 ~ 344.]
- 11 Samaria F. Face recognition using Hidden Markov Models [D]. UK: University of Cambridge, 1994.
- 12 Nefian A V, Hayes M H. Face recognition using an embedded-HMM [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication [C]. Washington DC, USA, 1999, 19 ~ 21.
- 13 Rabiner L R, Juang B H. An introduction to hidden Markov models [J]. IEEE ASSP Magazine, 1986, **3**(1): 4 ~ 16.
- 14 Bian Zhao-qi, Zhang Xue-gong. Pattern recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 140 ~ 153. [边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 140 ~ 153.]
- 15 Rabiner L R, Juang B H. Fundamentals of speech recognition [M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1993: 344 ~ 346.