第34卷 第1期 北京工业大学学报 Vol.34 No.1
2008年 1月 JOURNAL OF BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY Jan. 2008

一种基于特征串比较的眉毛识别方法

李玉鑑，付翠花
（北京工业大学 计算机学院，北京 100022）

摘 要：为了对眉毛这种新颖的生物特征开展识别研究，提出了一种基于特征串比较的眉毛识别方法，其基本思想是采用离散傅里叶变换和K-均值算法进行特征串提取，并通过计算2个眉毛特征串之间的编辑距离来确定所识别的候选人．在22人的小规模眉毛图像数据库上所做的6组实验表明，该方法均达到了95.45%或100%的识别正确率，从而验证了眉毛识别用于个人身份鉴别的可能性和有效性．

关键词：生物特征识别；身份鉴别；特征串；眉毛识别
中图分类号：TP 391 **文献标识码**：A **文章编号**：0254－0037(2008)01－0103－06

生物特征识别技术是一种重要的身份鉴别方法[1-2]，已经逐渐成为国内外的一个研究热点[3-4]．目前研究和使用的生物特征识别技术主要有：人脸识别[5-10]、虹膜识别[11-16]、指纹识别[17]、掌纹识别[18-19]、人耳识别[20]和步态识别[21-24]等等．根据大量的文献检索结果，虽然在一些人脸识别系统中部分地使用了眉毛特征以提高人脸识别的正确率，也有少量文章讨论了眉毛的运动问题，但是本文发现纯粹利用眉毛进行识别的研究还未见报道，因此决定对眉毛识别的方法开展研究．

眉毛图像可以用普通的数码相机或CCD摄像头在一般条件下获取．与人脸识别相比，眉毛识别具有更好的稳定性和抗干扰性，因为眉毛图像与人脸图像相比不仅具有轮廓鲜明、结构简单和容易选取的优点，而且受光照和表情的影响较小．与虹膜识别相比，眉毛识别又具有使用方便的优点，因为眉毛图像采用普通摄像设备就可以进行远距离采集．此外，眉毛识别在远距离身份鉴别中比目前受到普遍重视的步态识别有望达到更好的效果，因为步态识别的精度只能达到中等水平且在数据规模较大时很难识别出单一的个体，而人类的眉毛则没有固定结构、形状多种多样的[25-27]，从而具有更好的身份特异性和惟一性．

通过以上分析不难看出，眉毛识别不仅是人脸识别和虹膜识别的一种重要补充，而且兼有步态识别能进行远距离分析的优点，同时具有复杂多样的轮廓、形态和细节特征，所以有可能在许多应用中取代人脸识别、虹膜识别或步态识别而成为一种崭新的、独立的生物特征识别技术，它的研究将为解决金融、司法、刑侦、电子商务和电子政务等领域的身份识别问题提供一种新颖的、有效的技术手段．尽管目前还可能没有足够充分的证据说明每个人的眉毛与其身份是完全一一对应的，但是眉毛的易采集性、多样性、稳定性和抗干扰性将足以使眉毛识别在生物特征识别技术中占有一席之地．本文的目的就是对一种基于特征串比较的眉毛识别方法进行细致的分析和研究，并由此验证眉毛识别用于个人身份鉴别的可能性和有效性．

1 眉毛图像数据的准备

首先利用CP240松下摄像机、75 mm高精度日本进口镜头和大恒图像采集卡CG300建立了一个简单的图像采集系统，然后在实验室一般自然光照条件下距离摄像机1.5 m左右的位置采集了22人的眉毛图像库，其中每人4幅不同状态的图像，分别包括睁眼正视、闭眼正视、睁眼45°左视、闭眼45°左视的情况，且每幅图像都是以眉毛为主要内容、大小为768×576的24位彩色图像，称为原始眉毛图像（见图1(a)）．由

收稿日期：2006-11-07．
基金项目：国家自然科学基金资助项目(60775010)；北京市自然科学基金资助项目(4052005)；北京市属市管高等学校“中青年骨干教师培养计划”资助项目PHR(IHLB)．
作者简介：李玉鑑(1968－)，男，湖南邵东人，副教授．

于在原始眉毛图像中通常包含头发和眼睛等干扰因素,这会严重影响眉毛识别的效果,因此事先进行某些预处理是非常必要的. 为简单起见,目前采用手工圈选的方法抽取图像中的眉毛部分(见图 1(b)),并借助计算机生成最终用于识别的纯眉毛图像(见图 1(c)). 纯眉毛图像实际上是 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 个相应的颜色分量 R、G、B 来计算,即:

$$g=0.3R+0.59G+0.11B$$

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.

(a) 原始眉毛图像 (b) 圈选眉毛图像 (c) 纯眉毛图像

图 1 眉毛图像举例

Fig. 1 An example of eyebrow images

2 眉毛特征串的提取和比较

特征提取是一般模式识别系统的关键步骤,对眉毛识别来说也是如此. 本节主要讨论如何通过纯眉毛图像的频谱向量集提取眉毛特征串以及如何对眉毛特征串进行比较的方法.

2.1 纯眉毛图像的频谱向量集

在通过手工选取和计算机生成的方法获得纯眉毛图像之后,就可以开展特征提取的工作,这对本文的眉毛识别方法来说是非常关键的一步. 不妨用矩阵 $\boldsymbol{E}$ 表示一幅大小为 $W\times H$ 的纯眉毛图像,即

$$\boldsymbol{E}=\{g_{p,q}\mid 1\leqslant p\leqslant W,1\leqslant q\leqslant H\}$$

其中 W 和 H 分别为 $\boldsymbol{E}$ 的宽度和高度,$g_{p,q}$ 是 0~255 之间的整数.

如果把纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 的第 p 列定义为

$$\boldsymbol{E}_p^c=\{g_{p,q}\mid 1\leqslant q\leqslant H\},1\leqslant p\leqslant W,$$

那么 $\boldsymbol{E}$ 可以看作是由 W 个列构成的序列,即:$\boldsymbol{E}=\{\boldsymbol{E}_p^c\mid 1\leqslant p\leqslant W\}$. 由此可以进一步定义纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 的列"傅里叶变换"(对 1 列进行的傅里叶变换)为

$$F^c(\boldsymbol{E})=\{F(\boldsymbol{E}_p^c)\mid 1\leqslant p\leqslant W\}$$

其中 $F(\boldsymbol{E}_p^c)=(F_0(\boldsymbol{E}_p^c),F_1(\boldsymbol{E}_p^c),\cdots,F_{H-1}(\boldsymbol{E}_p^c))^{\mathrm{T}}$ 表示对 $\boldsymbol{E}_p^c$ 的离散傅里叶变换,$F_m(\boldsymbol{E}_p^c)$ 称为 $\boldsymbol{E}_p^c$ 的第 m 个频谱分量,即

$$F_m(\boldsymbol{E}_p^c)=\sum_{n=0}^{H-1}g_{p,n+1}\mathrm{e}^{-\mathrm{i}2\pi mn/H},m=0,1,2,\cdots,H-1,p=1,2,\cdots,W.$$

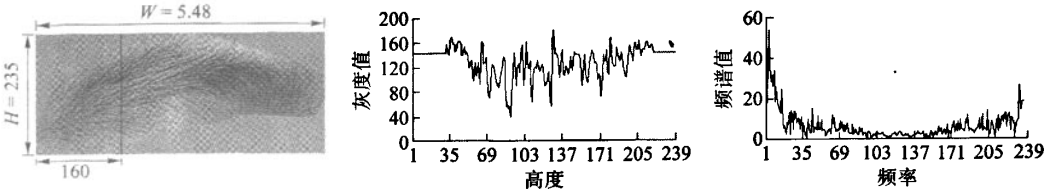
不难看出,对纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 的列傅里叶变换实际上是把 $\boldsymbol{E}$ 中的每列看作一个一维灰度序列再进行离散傅里叶变换的结果(见图 2). 由于 $|F_0(\boldsymbol{E}_p^c)|$ 主要记录第 p 列的平均光照强度信息,因此在考虑眉毛识别问题时可以忽略. 如果适当选择维数 $D\leqslant H$ (比如令 $D=16$ 或 32),可构造纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 的第 p 个 D 维频谱向量为

$$\boldsymbol{V}_p^E(D)=(|F_1(\boldsymbol{E}_p^c)|,|F_2(\boldsymbol{E}_p^c)|,\cdots,|F_D(\boldsymbol{E}_p^c)|)$$

然后对 $\boldsymbol{V}_p^E(D)$ 进行归一化处理

$$\boldsymbol{V}_p^E(D)=\frac{\boldsymbol{V}_p^E(D)}{\|\boldsymbol{V}_p^E(D)\|}=\frac{(|F_1(\boldsymbol{E}_p^c)|,|F_2(\boldsymbol{E}_p^c)|,\cdots,|F_D(\boldsymbol{E}_p^c)|)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{D}|F_i(\boldsymbol{E}_p^c)|^2}}$$

纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 的 D 维频谱向量集 $F_V(\boldsymbol{E},D)$ 定义为：$F_V(\boldsymbol{E},D)=\{\boldsymbol{V}_p^E(D),1\leqslant p\leqslant W\}$.



(a) 图像的第 160 列　　(b) 第 160 列的灰度曲线　　(c) 第160 列的离散傅里叶变换

图 2　纯眉毛图像的列傅里叶变换举例

Fig.2　A column Fourier transformation of a pure eyebrow image

2.2　眉毛特征串的提取

用 P 表示纯眉毛图像构成的训练集，则 P 的 D 维频谱向量集 $F_{V_P}(D)$ 定义为

$$F_{V_P}(D)=\bigcup_{E\in P}F_V(\boldsymbol{E},D)$$

设定一个合适的类别个数 N(比如 $N=32$)，对用 K-均值算法对集合 $F_{V_P}(D)$ 进行聚类，得到的 N 个聚类中心分别表示为 $\boldsymbol{C}_0,\boldsymbol{C}_1,\cdots,\boldsymbol{C}_{N-1}$. 对任意一幅纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 来说，不论 $\boldsymbol{E}$ 是否在训练集中，都可以生成相应的眉毛特征串为

$$F_S(\boldsymbol{E},D)=s_1,s_2,\cdots,s_W,$$

$$s_p=k,$$

$$k=\arg\min_{0\leqslant i\leqslant N-1}\{d(\boldsymbol{V}_p^E(D),\boldsymbol{C}_i)\},1\leqslant p\leqslant W,$$

其中 W 为 $\boldsymbol{E}$ 的宽度，d 为 D 维向量之间的欧氏距离. 对于类别个数 $N=32$，维数取 $D=32$ 的情况，一幅宽度为 548 的纯眉毛图像的特征串包含 540 个字符，如图 3 所示.

6, 6, 26, 11, 11, 11, 13, 13, 13, 13, 29, 29, 29, 29, 29, 19, 9, 19, 29, 12, 29, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 29, 29, 2
9, 27, 3, 3, 3, 30, 30, 4, 4, 4, 4, 30, 30, 30, 3, 3, 3, 20, 20, 20, 30, 30, 18, 18, 20, 23, 20, 20, 20, 20,
18, 30, 30, 30, 18, 18, 18, 18, 18, 18, 20, 23, 23, 23, 23, 18, 18, 18, 18, 18, 18, 18, 18, 4, 4, 23, 23,
23, 18, 20, 18, 20, 20, 18, 18, 23, 30, 18, 18, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 3
0, 23, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 3, 3, 30, 30, 30, 18, 20, 20, 3, 3, 3, 3, 20, 23, 23, 20, 30, 3, 3, 3, 3, 3, 3
0, 30, 30, 30, 27, 27, 27, 27, 27, 27, 27, 4, 4, 27, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 3, 23
, 23, 23, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 3, 3, 3, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 9, 9, 9, 23, 23, 23, 23, 23, 23,
23, 23, 23, 23, 23, 30, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 4, 4, 4, 23, 4, 4, 4, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 23, 2
3, 23, 27, 23, 23, 23, 23, 27, 27, 27, 27, 27, 28, 9, 28, 28, 28, 28, 28, 28, 9, 5, 9, 9, 5, 3, 27, 27, 27,
27, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 27, 27, 27, 27, 27, 3, 3, 12, 12, 20, 20, 5, 12, 12, 12, 3, 2, 24, 24, 2, 20
, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 0, 0, 0, 0, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2,
2, 2, 15, 15, 15, 17, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 15, 2, 2, 2, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 0, 0, 0, 17, 0, 0, 2
4, 17, 2, 17, 17, 2, 24, 24, 24, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 15, 17, 17, 17, 1
7, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 24, 17, 17
, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17,
17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 0, 0, 0, 17, 17, 17, 17, 17, 0, 0, 17, 17, 0, 0, 0, 0, 17, 17, 17, 1
7, 0, 0, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 31, 17, 17, 17, 30, 21, 24, 24, 12, 12, 12, 1
2, 12, 12, 12, 24, 17, 12, 12, 17, 17, 24, 24, 24, 24, 30, 12, 12, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17, 17
, 17, 17, 17, 17, 17, 2, 17, 2, 2, 3, 2, 12, 29, 11, 11, 27, 27, 6, 29, 29, 29, 11, 11, 6, 7, 7,

图 3　纯眉毛图像对应的特征串举例

Fig.3　A feature string for a pure eyebrow image

2.3　眉毛特征串的比较

在获得眉毛特征串之后，可以通过比较特征串之间的编辑距离进行眉毛识别. 设 P 为训练集，T 为测试集，则对任意 T 中的待识别纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$，识别结果 $\boldsymbol{E}_r$ 的计算公式为：

$$\boldsymbol{E}_r=\arg\min_{\boldsymbol{E}'\in P}\{\delta(F_S(\boldsymbol{E},D),F_S(\boldsymbol{E}',D))\}$$

其中 $\delta(F_S(\boldsymbol{E},D),F_S(\boldsymbol{E}',D))$ 表示特征串 $F_S(\boldsymbol{E},D)$ 与 $F_S(\boldsymbol{E}',D)$ 之间的编辑距离，可以用动态规划方法来计算. 事实上，如果 $F_S(\boldsymbol{E},D)=s_1,s_2,\cdots,s_W$ 且 $F_S(\boldsymbol{E}',D)=s_1',s_2',\cdots,s_{W'}'$，那么

$$\delta(F_S(\boldsymbol{E},D),F_S(\boldsymbol{E}',D))=\delta(s_1s_2\cdots s_W,s_1's_2'\cdots s_{W'}')=\delta(W,W')$$

其中 $\delta(W,W')$ 的值可以用递推过程计算($0\leqslant i\leqslant W,0\leqslant j\leqslant W'$)：

1) 初始化

$$\delta(i,0)=i,0\leqslant i\leqslant W$$
$$\delta(0,j)=j,0\leqslant j\leqslant W'$$

2) 递推过程

$$\delta(i,j)=\min\begin{cases}\delta(i-1,j)+1\\ \delta(i,j-1)+1\\ \delta(i-1,j-1)+Q(s_i,s_j')\end{cases},\quad Q(s_i,s_j')=\begin{cases}0, s_i=s_j'\\ 1, s_i\neq s_j'\end{cases},$$
$$1\leqslant i\leqslant W,1\leqslant j\leqslant W'.$$

识别结果 $\boldsymbol{E}_r$ 实际上是在训练集中与待识别纯眉毛图像 $\boldsymbol{E}$ 的特征串之间具有最小编辑距离的纯眉毛图像. 如果 $\boldsymbol{E}_r$ 与 $\boldsymbol{E}$ 属于同一个人的眉毛,则表示识别结果正确.

3 眉毛识别实验

在上述眉毛图像数据和眉毛特征串比较方法的基础上,本节进行了 6 组眉毛识别实验,识别结果总结在表 1 中,具体的实验内容为:

实验 1 用 22 幅睁眼正视纯眉毛图像进行训练,用 22 幅闭眼正视纯眉毛图像进行识别;

实验 2 用 22 幅闭眼正视纯眉毛图像进行训练,用 22 幅睁眼正视纯眉毛图像进行识别;

实验 3 用 22 幅睁眼左视 45°纯眉毛图像进行训练,用 22 幅闭眼左视 45°纯眉毛图像进行识别;

实验 4 用 22 幅闭眼左视 45°纯眉毛图像进行训练,用 22 幅睁眼左视 45°纯眉毛图像进行识别;

实验 5 用 22 幅睁眼正视和 22 幅睁眼左视纯眉毛图像共 44 幅图像进行训练, 用 22 幅闭眼正视和 22 幅闭眼左视纯眉毛图像共 44 幅图像进行集体识别.

实验 6 用 22 幅闭眼正视和 22 幅闭眼左视 45°纯眉毛图像共 44 幅图像进行训练,用 22 幅睁眼正视和 22 幅睁眼左视 45°纯眉毛图像共 44 幅图像进行识别.

表 1 眉毛识别结果

Table 1 The eyebrow recognition result

实验	错误识别图像数	正确识别图像数	正确识别率/%
1	1	21	95.45
2	1	21	95.45
3	0	22	100
4	0	22	100
5	2	42	95.45
6	0	44	100

虽然在实验 1、2 和 5 中没有获得 100% 的正确率,但是也获得了 95.45% 的正确率. 通过对各幅眉毛图像进行仔细的观察和分析发现,识别实验中产生错误的原因可能是有些眉毛图像在拍摄过程出现了明显的仿射形变、弹性形变或较大的光照变化. 因此,如果在拍摄眉毛图像时设法让受试者保持一个尽可能稳定的表情同时尽量控制光照强度的变化,那么识别的结果还有可能进一步改善.

4 结束语

人类眉毛的轮廓、形态和细节特征具有良好的特异性和稳定性,因此可以作为一种生物特征用来进行个人身份鉴别,这正是本文开展眉毛识别研究的出发点. 由于目前还未见直接关于眉毛识别的文献报道,所以眉毛识别很可能是一个崭新的生物特征识别研究领域,并有可能在某些应用中取代人脸识别、虹膜识别或步态识别而发展成为一种重要的身份鉴别方法. 用眉毛进行身份鉴别的主要缺点是它容易被修改和伪装,但人脸识别同样也有这个缺点. 而且在某些防范非法用户的应用中,比如对银行系统的高级操作员

进行身份验证，这个缺点是比较容易克服的，只需通过组织纪律要求操作员不准进行修眉即可.

此外，作者提出的基于特征串比较的眉毛识别方法，在对 22 个人的眉毛数据库所做的几组识别实验中，均取得了 95.45% 以上的正确率. 虽然在进行识别实验时需要手工圈选眉毛区域，但是实验结果不仅说明了眉毛识别是一个值得重视的新领域、新方向，也验证了眉毛识别用于个人身份鉴别的可能性和有效性. 尽管 22 个人的数据库规模还比较小，不足以充分证明所提出方法的普遍适用性，但是它足以说明眉毛识别有望发展成为一种重要的生物特征识别技术，因此对于眉毛识别的研究具有里程碑式的意义. 本文将在后续工作中逐步对如何建立更大规模的眉毛图像数据库、如何实现眉毛区域的自动提取以及如何建立高效实用的眉毛识别算法等问题进行系统的研究.

参考文献：

[1] SHEN W, MARC S, RAJIV K. Evaluation of automated biometrics-based identification and verification systems[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1464-1478.

[2] WOODWARD J D. Biometrics: privacy's foe or privacy's friend? [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1480-1492.

[3] 孙冬梅，裘正定. 生物特征识别技术综述[J]. 电子学报，2001，29(12A)：1744-1748.
SUN Dong-mei, QIU Zheng-ding. A survey of the emerging biometric technology[J]. Acta Electronic Sinica, 2001, 29 (12A): 1744-1748. (in Chinese)

[4] 张敏贵，周德龙，潘泉，等. 生物特征识别及研究现状[J]. 生物物理学报，2002，18(2)：156-162.
ZHANG Min-gui, ZHOU De-long, PAN Quan, et al. Biometrics and its situation of present study[J]. Acta Biophysica Sinica, 2002, 18(2): 156-162. (in Chinese)

[5] 周杰，卢春雨，张长水，等. 人脸自动识别方法综述[J]. 电子学报，2000，28(4)：102-106.
ZHOU Jie, LU Chun-yu, ZHANG Chang-shui, et al. A survey of automatic human face recognition[J]. Acta Eectronic Sinica, 2000, 28(4): 102-106. (in Chinese)

[6] OTHMAN H, ABOULNASR T. A separable low complexity 2D HMM with application to face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1229-1238.

[7] LI Yong-min, GONG Shao-gang, SHERRAH J, et al. Support vector machine based multi-view face detection and recognition[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22: 413-427.

[8] 王守觉，曲延锋，李卫军，等. 基于仿生模式识别与传统模式识别的人脸识别效果比较研究[J]. 电子学报，2004，32 (7)：1057-1061.
WANG Shou-jue, QU Yan-feng, LI Wei-jun, et al. Face recognition: biomimetic pattern recognition vs. traditional pattern recognition[J]. Acta Eectronic Sinica, 2004, 32(7): 1057-1061. (in Chinese)

[9] 王蕴红，范伟，谭铁牛. 融合全局与局部特征的子空间人脸识别算法[J]. 计算机学报，2005，28(10)：1657-1663.
WANG Yun-hong, FAN Wei, TAN Tie-niu. Face recognition based on information fusion[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(10): 1657-1663. (in Chinese)

[10] 张晓华，山世光，曹波，等. CAS-PEAL 大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍[J]. 计算机辅助设计与图形学学报，2005，17(1)：9-17.
ZHAND Xiao-hua, SHAN Shi-guang, CAO Bo, et al. CAS-PEAL: a large-scale chinese face database and some primary evaluations[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(1): 9-17. (in Chinese)

[11] DAUGMAN J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 13(11): 1148-1161.

[12] BOLES W, BOASHAH B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185-1188.

[13] 王蕴红，朱勇，谭铁牛. 基于虹膜识别的身份鉴别[J]. 自动化学报，2002，28(1)：1-10.
WANG Yun-hong, ZHU Yong, TAN Tie-niu. Biometrics personal identification based on iris pattern[J]. Acta Automation Sinica, 2002, 28(1): 1-10. (in Chinese)

[14] 古红英，潘红，吴飞，等. 虹膜自相似性识别方法研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报，2004，16(7)：973-977.
GU Hong-ying, PAN Hong, WU Fei, et al. Research on iris recognition based on self-similarity[J]. Journal of Computer

Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(7): 973-977. (in Chinese)

[15] MA Li, TAN Tie-niu, WANG Yun-hong, et al. Efficient iris recognition by characterizing key local variations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(6): 739-750.

[16] SUN Zhe-nan, WANG Yun-hong, TAN Tie-niu, et al. Improving iris recognition accuracy via cascaded classifiers[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C, 2005, 35(3): 435-441.

[17] CAPPELLI R, MAIO D, MALTONI D, et al. Performance evaluation of fingerprint verification systems[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 3-18.

[18] ZHANG D, KONG Wai-Kin, YOU J, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050.

[19] 李强, 裘正定, 孙冬梅, 等. 基于改进二维主成分分析的在线掌纹识别[J]. 电子学报, 2005, 33(10): 1886-1889.
LI Qiang, QIU Zheng-ding, SUN Dong-mei, et al. Online palmprint identification based on improved 2D PCA[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(10): 1886-1889. (in Chinese)

[20] 张海军, 穆志纯, 危克. 人耳识别技术研究进展综述[J]. 计算机工程与应用, 2004, 33: 5-7, 55.
ZHANG Hai-jun, MU Zhi-chun, WEI Ke. Progress and status of ear recognition research[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 33: 5-7, 55. (in Chinese)

[21] WANG Liang, TAN Tie-niu, NING Hua-zhong, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-1518.

[22] 郑晓雯, 王仝杰, 李彩琴, 等. 基于步态的人体身份检测与识别[J]. 计算机工程与应用, 2004, 5: 82-83.
ZHENG Xiao-wen, WANG Tong-jie, LI Cai-qin, et al. Gait-based detection and identification of humans[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 5: 82-83. (in Chinese)

[23] 田光见, 赵荣椿. 步态识别综述[J]. 计算机应用研究, 2005, 22(5): 20-22.
TIAN Guang-jian, ZHAO Rong-chun. Survey of gait recognition[J]. Application Research of Computers, 2005, 22(5): 20-22. (in Chinese)

[24] LIU Zong-yi, SARKAR S. Effect of silhouette quality on hard problems in gait recognition[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 2005, 35(2): 170-183.

[25] 周激流, 张晔, 郭晶, 等. 基于活动轮廓模型的人脸特征提取方法的研究[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5A(4): 341-344.
ZHOU Ji-liu, ZHANG Ye, GUO Jing, et al. A study on facial feature extraction based on active contour[J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5A(4): 341-344. (in Chinese)

[26] YUILLE A L, HALLINAN P W, COHEN D S. Feature extraction fo rm face using defo rmable temp lates[J]. Computer Vision, 1992, 8(2): 99-111.

[27] YUILLEA L. Deformable templates for face recognition[J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 59-70.

Eyebrow Recognition by Comparison of Feature Strings

LI Yu-jian, FU Cui-hua

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

Abstract: In order to study the novel biometric of eyebrow, this paper presents an eyebrow recognition method by comparison of feature strings, the basic idea of which is to extract feature strings using discrete Fourier transformation and K-means algorithm, and to recognize a given eyebrow image as the candidate person with the minimum edit distance between their feature strings. It has been shown that the method can reach an accuracy of 95.45% or 100.00% in six experiments on an small-scale eyebrow database taken from 22 persons. Therefore, eyebrow recognition may possibly apply to personal identification, which can be valid.

Key words: biometrical recognition; personal identification; feature string; eyebrow recognition