

# 基于空间频率能量分布的掌纹识别\*

薛玉利<sup>1</sup>, 彭玉华<sup>1</sup>, 寇芝光<sup>2</sup>

(1. 山东大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250100;

2. 西门子变压器有限公司, 山东 济南 250100)

**摘要:** 提出了一种基于实数形式离散 Gabor 变换的掌纹特征提取方法, 将空域的掌纹图像变换到联合空间频率域并将联合空间频率域的能量分布作为掌纹的特征, 以此为基础使用欧式距离对特征向量进行了匹配识别。实验结果表明, 该算法对掌纹图像小范围的平移、小角度的旋转和小范围的手掌伸缩具有鲁棒性, 获得了比较理想的识别率。

**关键词:** 掌纹 离散 Gabor 变换 空间频率能量分布

生物认证技术是指通过计算机识别人体所固有的生理特征或者行为特征以实现身份鉴定的过程。截至目前, 指纹、语音、人脸和虹膜识别都得到了深入的研究。虽然掌纹拥有丰富的个人信息, 但是目前对掌纹的研究却相对较少。

掌纹识别<sup>[1]</sup>(Palmprint Identification) 利用人的掌部纹理作为生物特征进行身份的自动确认, 是生物认证领域的又一新兴技术。与常见的指纹、虹膜、人脸等生物特征识别技术相比, 掌纹识别主要具有以下优势: 掌纹比指纹包含更多的信息, 因此更易区分; 掌纹主要特征稳定、明显, 提取特征时不容易受到噪声的干扰; 在低分辨率图像下提取的特征足以提供身份确认所需信息; 采集设备简单易行, 成本远低于虹膜识别的采集设备。因此, 掌纹识别引起人们越来越多的关注<sup>[2-4]</sup>。

与指纹识别不同, 到目前为止, 掌纹还没有被很好地定义和研究。为了识别两个掌纹是否属同一个手掌, 已经提出了线特征提取方法<sup>[2, 4]</sup>, 这些特征是基于点和线, 由二值的点图和线图表示。尽管这些特征用于掌纹识别已经取得了很好的识别率<sup>[2]</sup>, 但是它们的计算量太大。本文重点阐述一种实数形式 Gabor 域内的掌纹特征提取算法, 该算法对剪切后的 128×128 大小的掌纹图像做实数形式离散 Gabor 变换, 将空间域的掌纹图像变换到联合(时间)空间频率域, 提取联合(时间)空间频率域的能量作为掌纹的特征, 然后采用欧式距离(Euclidean distance)对得到的特征进行匹配识别, 得到了比较理想的识别效果。

## 1 图像的实数形式离散 Gabor 变换<sup>[5]</sup>

设一图像  $I(x, y), x=0, \dots, X-1, y=0, \dots, Y-1$

被分成  $K \times L$  个维数为  $M \times N$  的不重叠的网格, 使得  $X=KM$  和  $Y=LN$ 。这样二维实数形式离散 Gabor 变换(RDGT)就可定义为下列实的展开形式

$$\hat{I}(x, y) = \sum_{m=0}^{K-1} \sum_{n=0}^{L-1} \sum_{r=0}^{M-1} \sum_{s=0}^{N-1} a_{m,n,r,s} \tilde{h}_{m,n,r,s}(x, y) \quad (1)$$

式中,  $\hat{I}(x, y)$  表示重建的图像。实的 Gabor 基本函数定义为:

$$\tilde{h}_{m,n,r,s}(x, y) = \tilde{h}(x-mM, y-nN) \times \text{cas} \left\{ 2\pi \left[ \frac{rx}{M} + \frac{sy}{N} \right] \right\} \quad (2)$$

上式中,  $\text{cas}(x) = \cos(x) + \sin(x)$  被称为 Hartley 函数。

二维 RDGT 系数可由下式获得

$$a_{m,n,r,s} = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I(x, y) \tilde{\gamma}_{m,n,r,s}(x, y) \quad (3)$$

式中, 实的 Gabor 辅助正交函数为:

$$\tilde{\gamma}_{m,n,r,s}(x, y) = \tilde{\gamma}(x-mM, y-nN) \times \text{cas} \left\{ 2\pi \left[ \frac{rx}{M} + \frac{sy}{N} \right] \right\} \quad (4)$$

这里,  $\tilde{h}(x, y)$  和  $\tilde{\gamma}(x, y)$  同样是实的, 并且分别是综合窗  $h(x, y)$ 、分析窗  $\gamma(x, y)$  的周期延伸, 即:

$$\tilde{h}(x, y) = \sum_i \sum_j h(x+iX, y+jY) = \tilde{h}(x+X, y+Y) \quad (5)$$

$$\tilde{\gamma}(x, y) = \sum_i \sum_j \gamma(x+iX, y+jY) = \tilde{\gamma}(x+X, y+Y) \quad (6)$$

正如一维情况, 可以证明  $\tilde{h}(x, y)$  和  $\tilde{\gamma}(x, y)$  必须满足下列双正交性条件:

$$\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \left[ \tilde{h}(x+mM, y+nN) \times \text{cas} \left[ 2\pi \left( \left[ \frac{rx}{M} + \frac{sy}{N} \right] \right) \tilde{\gamma}(x, y) \right] \right] = \delta_m \delta_n \delta_r \delta_s \quad (7)$$

\* 教育部留学启动基金(2004.176.4)、山东省自然科学基金重点项目(G2004Z01)、山东大学信息科学与工程学院科研启动基金资助。

$\tilde{\gamma}(x, y)$  是  $\tilde{h}(x, y)$  的对偶函数, 并且在上面变换的公式中  $\tilde{\gamma}(x, y)$  和  $\tilde{h}(x, y)$  可以互换。

对于给定的二维窗函数  $\tilde{h}(x, y)$ , 要解一个  $X \times Y$  实线性方程组, 以获得对应的二维分析窗函数  $\tilde{\gamma}(x, y)$ , 但如果使用可分离的窗函数, 则计算可大大简化。若设  $\tilde{h}(x, y) = \tilde{h}_x(x)\tilde{h}_y(y)$ , 则可根据二元性得  $\tilde{\gamma}(x, y) = \tilde{\gamma}_x(x)\tilde{\gamma}_y(y)$ 。由此可以看出, 可分离的二维综合窗函数和二维分析窗函数实际上分别是两个一维综合窗函数和两个一维分析窗函数的乘积。这里二个窗函数  $\tilde{h}_x(x)$  和  $\tilde{h}_y(y)$  不必一样, 甚至可具有同样的类型。

一旦求出了  $\tilde{\gamma}(x, y)$ , 就可利用快速的二维 DHT 或者二维 FFT 来计算式(3)中的  $a_{m,n,r,s}$ , 具体算式如下:

$$a_{m,n,r,s} = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} I(x, y) \tilde{\gamma}(x-mM, y-nN) \times \cos \left[ 2\pi \frac{rx}{M} + 2\pi \frac{sy}{N} \right] = \sum_{i_1=0}^{M-1} \sum_{j_1=0}^{N-1} \left\{ \sum_{i_2=0}^{K-1} \sum_{j_2=0}^{L-1} R_{m,n}(i_1 \times M + j_1, i_2 \times N + j_2) \right\} \times \cos \left[ 2\pi \frac{r \times j_1}{M} + 2\pi \frac{s \times j_2}{N} \right] \quad (8)$$

式中,  $R_{m,n}(x, y) = I(x, y) \tilde{\gamma}(x-mM, y-nN)$ ,  $x = i_1 \times M + j_1$ ,  $y = i_2 \times N + j_2$ 。

实数形式离散 Gabor 变换系数与复数形式离散 Gabor 变换系数一样, 具有在联合(时间)空间频率域中的局域化特性。

## 2 掌纹特征提取

同一个人的不同掌纹图像样本, 经过文献[3]提到的剪切算法处理之后得到一组如图 1 形式的子图(大小  $128 \times 128$ , 256 个灰度级)。



图 1 一个人的不同掌纹图像样本

这组子图对应同一个人, 并且具有相同的掌纹模式。但事实上随着采集条件、时间的变换以及预处理算法缺陷等原因, 这组子图中的每一个样本都相对于理想模式作了某些已知类型的未知变换。在这里为了方便起见, 假设每个子图样本只是对理想模式作了小范围的平移、旋转和伸缩等变换。这种假设是合理的, 因为剪切算法在一定程度上消除了大的平移和旋转。

文献[5]提到的一维综合窗应具有单位能量, 即  $\sum_{k=0}^{L-1} |\tilde{h}(k)|^2 = 1$ 。因为  $\tilde{\gamma}(x, y)$  是  $\tilde{h}(x, y)$  的对偶函数, 并且在

变换的公式中  $\tilde{\gamma}(x, y)$  和  $\tilde{h}(x, y)$  可以互换, 而且高斯函数能达到在测不准法则下的极小值, 在时间、频率域都具有比较好的局域化性能, 所以选取 Gabor 变换中常用的高斯函数  $h(k) = \{2^{1/2}/T\}^{1/2} \exp\{-\pi[(k-55.5)/T]^2\}$  作为一维 Gaussian 分析窗(如图 2(a)所示), 本文取  $T=9$ 。

假设二维分析窗函数是可分离的, 即  $\tilde{h}(x, y) = \tilde{h}_x(x)\tilde{h}_y(y)$  (如图 2(b)所示), 这里  $\tilde{h}_x(x)$  和  $\tilde{h}_y(y)$  同为图 2(a)中的 Gaussian 分析窗函数。本文掌纹数据库的掌纹图像大小是  $128 \times 128$ , 此处将其分成  $8 \times 8$  个维数为  $16 \times 16$  的不重叠的网格, 即实验中取严格抽样条件下的分析窗<sup>[5]</sup>来进行变换。

首先, 将掌纹图像  $I(x, y)$  进行实数形式离散 Gabor 变换, 得到四维 RDGT 系数  $a_{m,n,r,s}$ ,  $m(1 \leq m \leq 8)$ 、 $n(1 \leq n \leq 8)$  是空间域中的抽样点数,  $r(1 \leq r \leq 16)$ 、 $s(1 \leq s \leq 16)$  是频率域中的抽样点数。为了方便显示, 我们将四维的  $a_{m,n,r,s}$  降维到二维空间得到  $a_{m,n,r,s,2dim}$ : 令  $m=1$ 、 $n=1$ , 对  $r, s$  来说,  $a_{1,1,r,s}$  是大小为  $16 \times 16$  的矩阵, 将矩阵  $a_{1,1,r,s}$  放在由  $m, n$  指定的位置(1, 1), 即图 3(a)中的块 1; 按照同样的方法, 将  $m, n$  分别从 1 取到 8, 得到  $8 \times 8$  共 64 个块, 如图 3(a)中标示的 1~64 个块, 每个块大小为  $16 \times 16$ 。其中图 3(a)中每个块四周较亮的地方是其低频部分, 中心部分是其高频部分。

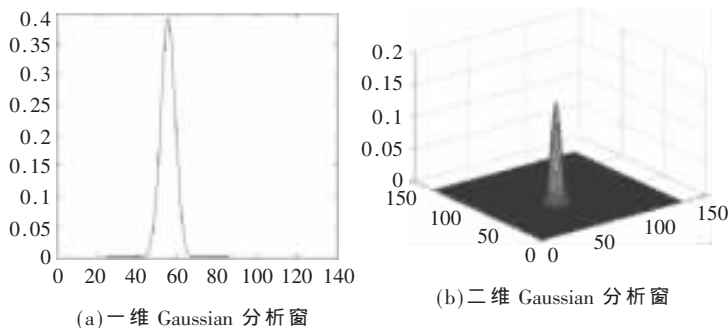


图 2 Gaussian 综合窗

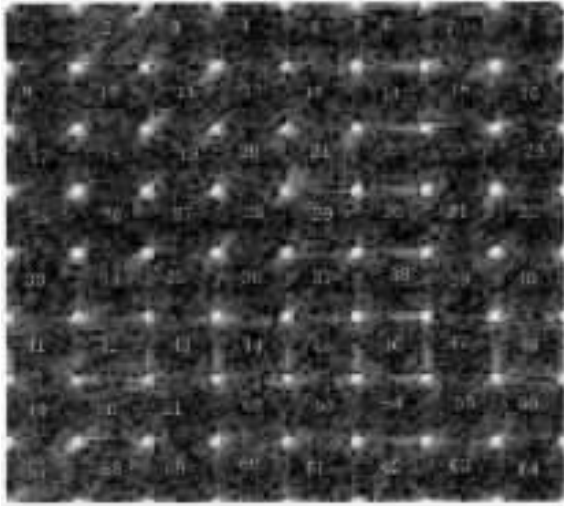
设第  $k$  个块为  $a(k)$ , 它的能量为  $e(k)$ , 则第  $k$  个块的能量定义如下式:

$$e(k) = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} |a(k)|^2 \quad (9)$$

其中,  $k=1, 2, \dots, 64$ 。

得到  $8 \times 8$  的联合(时间)空间频率能量矩阵 Energy, 如图 3(b)所示。然后将 Energy 降维成大小为  $1 \times 64$  的向量,  $E(e(1), e(2), \dots, e(64))$ , 作为每个掌纹图像的特征向量, 如图 3(c)所示。

图 4 是两个掌纹样本提取的特征向量的比较, 图 4(a)是同一个人不同时刻采集的两个掌纹。可以看出两个掌纹样本的特征向量非常接近; 图 4(b)是两个人的各自的掌纹, 从空间图像看两个掌纹有很大差异, 而且它们的特征向量的也有很大差别, 这说明我们的特征向量能



(a) 掌纹图像实数形式; 离散 Gabor 变换的能量分布

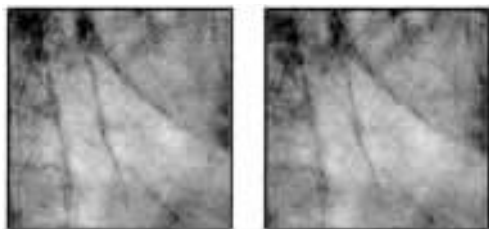
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	3145.3	3477.8	3004.4	3032.8	2990.8	2999.1	2466.1	2076.8
2	2814	3171.3	2732.8	2717.2	2178.7	2863	2603.1	2824.4
3	2916.4	2902.7	2029	2443.4	2715.4	2699.3	2077.1	3024.5
4	2044.4	2508	2438.7	2298.5	2496.1	2781.4	2090.1	2981.2
5	3012.6	3011.8	2774.8	2054.7	2724.2	2894.5	2936.8	3074.8
6	2404.6	2546.2	2370.2	2272.5	2132.3	2396.3	2845	2328.8
7	2093.1	2751.4	2438.3	1879	2415.5	3038.2	2777.4	2379.7
8	2911.8	2996.7	2782.3	1835.1	1873.8	2417.2	2965.4	2823.3

(b) 提取每块的能量得到 8×8 的能量矩阵

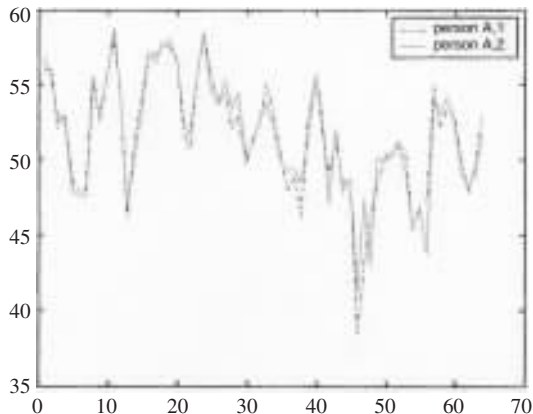
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	3145.3	3477.8	3004.4	3032.8	2990.8	2999.1	2466.1	2076.8	2814	3171.3	2732.8	2717.2

(c) 将能量矩阵变换为一维的特征向量

图 3 提取特征的过程

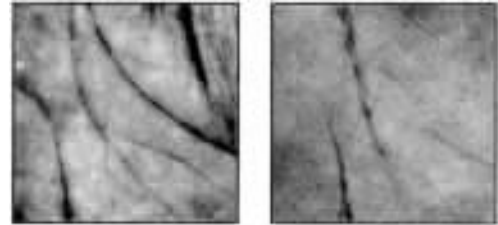


person A, 1      person A, 2

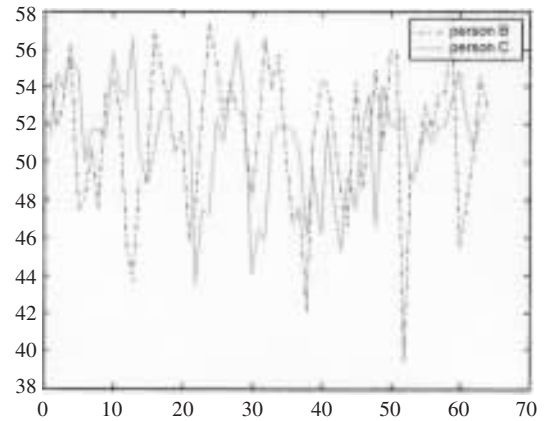


(a) 一个人的两个掌纹

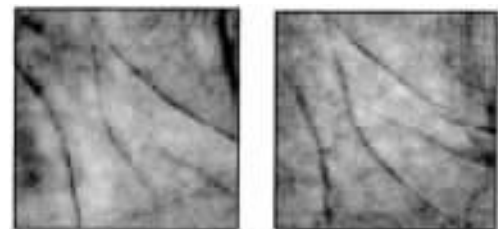
够很好地区分不同人的差异很大的掌纹; 图 4(c) 是两个人的掌纹, 虽然它们的空间图像看起来非常相似, 但是它们的特征向量看起来差别也很大。因此, 对于看起来相似的掌纹, 我们的特征也能够很好地区分。总之, 由图 4 可以明显看出: 该联合空间频率能量分布特征能很好地区别相同掌纹和不同掌纹 (包括差异很大的掌纹和相似的掌纹)。



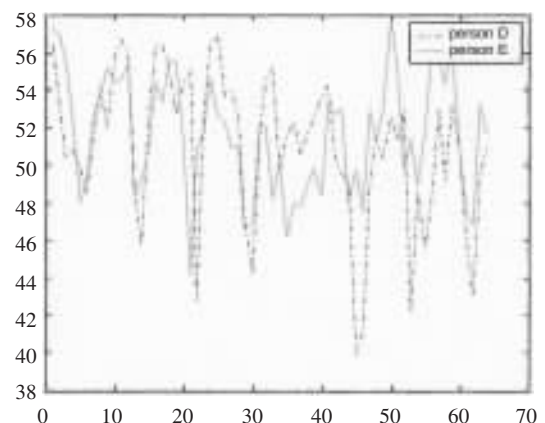
person B      person C



(b) 两个人的掌纹 (看起来差异很大)



person D      person E



(c) 两个人的掌纹 (看起来相似)

图 4 两个掌纹的特征向量比较

### 3 实验结果

本文所用的掌纹数据库为一个 50 个人(每人 5 张)共 250 张右手手掌的掌纹数据库,经过剪切后掌纹图像大小为 128×128(256 个灰度级)。随机选取每个人的  $n$  ( $1 \leq n \leq 4$ )张掌纹图像作为训练掌纹,剩余  $5-n$  张作为待识别样本。

首先,分别提取每个人的  $n$  ( $1 \leq n \leq 4$ )张训练掌纹的特征向量  $E_i(e(1), e(2), \dots, e(64))$ , 其中 ( $i=1, \dots, n$ ), 计算这个人训练掌纹的平均能量:

$$\bar{E} = \sum_{i=1}^n E_i/n \quad (10)$$

组成掌纹特征库  $W(\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_{50})$ ; 然后选取任何一个待识别的掌纹图像,采用同样的方法得到其特征向量  $E^*(e^*(1), e^*(2), \dots, e^*(64))$ 。

分别计算  $E^*(e^*(1), e^*(2), \dots, e^*(64))$ 与掌纹特征库  $W(\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_{50})$ 中每个元素  $\bar{E}_i$  的欧式距离:

$$d(i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{64} |e^*(j) - \bar{E}_i(j)|^2} \quad (11)$$

其中,  $i=1, 2, \dots, 50$ 。

然后,求出  $d_i$  ( $i=1, 2, \dots, 50$ )的最小值  $d_{\min}$ , 则  $d_{\min}$ 所对应的特征掌纹库的掌纹即为待识别掌纹的匹配结果。

实验结果如表 1 所示。

由表 1 可以看出,当选取每个人 5 张掌纹样本中 3 或 4 个作为训练样本时,采用欧式距离的识别率已经达

表 1 实验结果

$n$	1	2	3	4
数据库的模板掌纹(张)	50	100	150	200
测试掌纹图像(张)	200	150	100	50
欧式距离正确识别的图像(张)	163	134	98	48
欧式距离识别率(%)	81.5	89.33	98	96

到了比较理想的效果;这表明较多的训练样本能使训练更加充分,与文献[6]中的识别率 95.48%相比,本文提出的算法更好。采用欧式距离进行匹配识别存在部分识别偏差的主要原因是在不同时刻采集的图像有较大的平移和旋转。但在训练样本较多时可以克服这种缺陷,达到很好的识别效果。

自动化掌纹识别尚处于起步阶段,多种新方法都处于尝试之中。这里提出的是一种基于实数形式离散 Gabor 变换的空间频率域的能量分布来提取掌纹特征的方法。我们首先对掌纹图像进行实数形式离散 Gabor 变换,然后提取其联合空间频率域的能量作为特征,最后我们采用欧式距离进行匹配识别,得到了非常满意的结果。实验证明,此方法是一种简便而有效的掌纹特征提取方法。

#### 参考文献

[1] SHU W, ZHANG D. Automated personal identification by palmprint. Opt Eng, 1998, 37(8): 2659-2362.

[2] ZHANG D, SHU W. Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching. Patt Recognit, 1999, 32(4): 691-702.

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

[4] HAN C C, CHEN H L, LIN C L et al. Personal authentication using palmprint features. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 371-381.

[5] TAO LIANG, ZHANG DELONG, KWAN H K. Real Discrete Gabor Transform for Finite Discrete Signal and Image Representation. Journal of Image and Graphics, 2000, 5(10): 840-845.

[6] LI WENXIN, ZHANG DAVID, ZHUOQUN X U. Palmprint Recognition Based Fourier Transform. Journal of Software, 2002, 13(5): 879-886. (收稿日期: 2006-08-28)