

基于低频能量分布的掌纹特征提取

薛玉利

(山东青年政治学院, 山东 济南 250014)

摘要: 提出了一种基于傅里叶变换的掌纹特征提取方法,利用傅里叶变换将空域的掌纹图像变换到频域,选取频域图像的低频能量分布作为掌纹的特征,以此为基础对特征向量进行匹配识别。实验结果表明,该算法实现简单、操作方便,具有较快的反应速度和较高的识别率。

关键词: 掌纹; 傅里叶变换; 低频能量分布

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)20-0040-04

Palmprint feature extraction based on low frequency distribution

Xue Yuli

(Shandong Youth Political University, Jinan 250014, China)

Abstract: This paper proposes a palmprint feature extraction method based on low frequency distribution. Firstly, it does the Fourier transform to palmprint, and extracts the power distribution of the frequency domain image as palmprint feature. Then it makes a feature match. The experiment results prove that this method is simple to realize, and has advantages of handy operation, fast responding velocity and high recognition rate.

Key words: palmprint; Fourier Transform; low-frequency power distribution

掌纹识别利用人的掌部纹理作为生物特征进行身份的自动确认,是近些年来新兴的一种生物识别技术。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:(1)掌纹比指纹包含更大的面积以及更为丰富的纹理信息,只需要较低分辨率的采集设备就可以构建高性能的掌纹识别系统;(2)相比于人脸识别,掌纹识别能轻易地区分双胞胎;(3)相比于虹膜,掌纹采集设备的价格更为低廉,采集方式也更容易让用户接受;(4)相比于签名,掌纹更加稳定可靠。

目前掌纹特征提取主要分为四类:(1)基于结构的方法^[1-3]。该方法识别精度低,特征所需的存储空间大,匹配速度慢。(2)基于统计的方法^[4-7]。该方法比基于结构的方法有更高的准确率,对噪声不敏感,特征占的空间很小,匹配速度很快。(3)基于子空间的方法^[8-9]。相对于基于结构的方法,具有识别率高、特征小的优点,但该类方法通常对每个类别都需要多个训练样本,且训练样本的选取对识别结果影响较大。(4)基于编码的方法^[10-11]。该方法具有识别率高、特征小、特征提取及匹配速度快等特点。本文提出的基于低频能量分布的掌纹特征提取方法属于基于统计的方法,该算法对掌纹图像进行傅里叶变换,将空域的掌纹图像变换到频域,然后提取低频

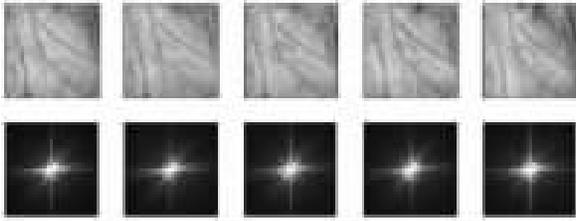
的能量分布作为掌纹的特征,最后对得到的特征利用简单的距离准则进行匹配识别。该算法反应速度快,匹配时间短,具有比较理想的识别效果。

1 掌纹图像的二维傅里叶变换

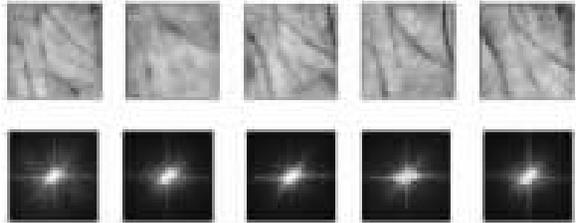
傅里叶变换是提取图像纹理特征的常用方法之一,傅里叶功率谱数值的大小反映不同频率成分的强度。一幅没有丝毫纹理的光滑、平坦图像,其功率谱只有空间频率为0的分量;当图像中的纹理比较粗,则在低频段会有较大能量;当纹理比较细或比较复杂时,则在高频段会有较大能量。

图1是三组掌纹图像。每张掌纹图像大小为128×128,图1(a)是5张在不同时刻采集的同源掌纹,图1(b)是5张非常相似的异源掌纹,图1(c)是5张相差很大的异源掌纹。对这三组掌纹图像分别作傅里叶变换,得到每张掌纹的频域图像。

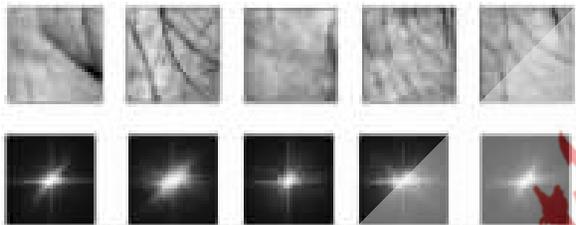
由图1可以看出,掌纹的频域能量绝大部分在低频部分,并且掌纹图像在空域和频域的特征存在着某种相关性^[4],表现为:(1)掌纹的纹线越复杂,则频域能量越松散(即能量大部分在低频,少部分在高频),反之,频域能量越紧凑(即能量绝大部分在低频);(2)对应于空域掌纹的纹线,频域图像上垂直于这条纹线的方向上会有较



(a) 一个人的5张掌纹



(b) 5张相似的异源掌纹



(c) 5张相差较大的异源掌纹

图1 三组掌纹图像及其频域图像

大的能量。因此,频域图像中不同频率和不同方向的能量分布代表着掌纹图像内在的特征。

对比这三组掌纹图像可以观察到:图1(a)中5张在不同时刻采集的同源掌纹的频域图像非常接近;图1(b)中5张非常相似的异源掌纹的频域图像也比较相似;图1(c)中5张相差很大的异源掌纹的频域图像有明显的差异。

2 掌纹的特征提取

掌纹的频域图像 $I(x,y)$ 大小为 128×128 , 以 $I(x,y)$ 的中心 $(64,64)$ 为极坐标原点, 建立极坐标系 (r,θ) 。能量沿 r 变化的趋势能表现掌纹纹线的强度, 能量沿 θ 的变化趋势能表现掌纹纹线的方向^[4]。由图1可以看出:(1)掌纹的频域能量主要集中在以极坐标原点为中心的低频区域, 高频区域的能量很少;(2)不同掌纹频域能量的明显差异也分布在低频区域。因此, 采用极坐标系中的低频能量分布作为掌纹的特征。由于傅里叶变换后的灰度图呈中心对称, 实际计算时只需计算图像的一半。

通过式(1)将 $I(x,y)$ 从直角坐标系转换到极坐标系:

$$I'(r,\theta)=I(64+r\cos\theta,64+r\sin\theta), 0 \leq r \leq 64, 0 \leq \theta \leq \pi \quad (1)$$

其中, I 在直角坐标系中, I' 在极坐标系中。

提取特征的示意图如图2所示。首先, 以极坐标原点为中心, 得到间隔半径为 r 的一系列同心圆; 然后, 通过极坐标原点作直线, 从 $\theta=0$ 开始, 间隔角度 $\Delta\theta=\pi/k$ (k 是整数, 表示间隔角度的数目), 逐渐增加 θ , 直至 $\theta=\pi$ 。同心圆和直线分割出了扇形环, 逆时针顺序地统计扇形环的能量, 最后得到频域图像的能量特征向量 E , 其大

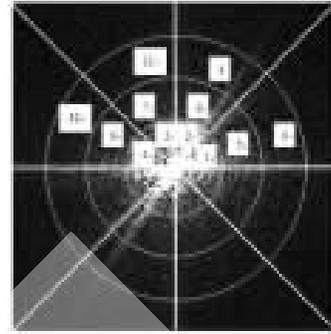


图2 提取掌纹特征的示意图

小由间隔半径 r 和间隔角度的数量 k 决定。

设定 $r \leq 16$ 的部分是低频部分, 当选取 $r=4, k=32$ 时, 图1中三组掌纹对应的特征向量 E 如图3所示, 维数大小为 1×128 。从图中可以看出, 5张在不同时刻采集的同源掌纹的特征向量 E 基本一致; 5张非常相似的异源掌纹, 虽然空域和频域的图像都比较接近, 但是特征向量 E 能够很好地区分; 5张相差很大的异源掌纹, 它们的特征向量 E 相差也比较大。这表明该特征向量能够很好地区分不同人的掌纹, 包括相似的和相差很大的掌纹, 这种特征提取方法是实际可行的。

3 实验结果

采用北京交通大学友情提供的一个掌纹数据库来进行试验。数据库的图片是50个人的右手掌纹, 并且已经经过了预处理。每个人都有5个样本, 掌纹的中心区域大小为 128×128 , 256个灰度级别。

随机选取每个人的 n ($1 \leq n \leq 3$) 张掌纹作为训练掌纹, 剩余 $5-n$ 张作为待识别掌纹。

首先, 提取一个人的 n 张训练掌纹的特征向量 E_i ($e(1), e(2), \dots, e(m)$) (其中 $i=1, 2, \dots, n; m=64 \times k/r$), 由式(2)计算这个人掌纹的平均能量 \bar{E} , 作为其模板掌纹特征。采用同样的方法提取整个掌纹数据库中每个人的模板掌纹特征, 组成模板掌纹特征库 $W(\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_{50})$ 。

$$\bar{E} = \sum_{i=1}^n E_i / n \quad (2)$$

然后选取一个待识别的掌纹, 采用同样的方法得到其特征向量 $E^*(e^*(1), e^*(2), \dots, e^*(m))$ 。分别计算 E^* 与模板掌纹特征库 $W(\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_{50})$ 中每个元素 \bar{E}_i 的距离:

$$d(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |e^*(j) - \bar{e}(j)| \quad (3)$$

最后, 找出 d_i ($i=1, 2, \dots, 50$) 中的最小值 d_{\min} , 则 d_{\min} 对应的模板库中的掌纹即为匹配结果。

在实验中, 分别选择间隔半径 $r=1, 2, 4$ 和间隔角度的总数 $k=8, 16, 32, 64, 128$ 。设定最大同心圆的半径为16, 这个最大同心圆里面的部分是低频部分。对于 r 和 k 的每一个组合, 识别率如表1所示。

由实验结果可以得到如下结论:

《微型机与应用》2011年第30卷第20期

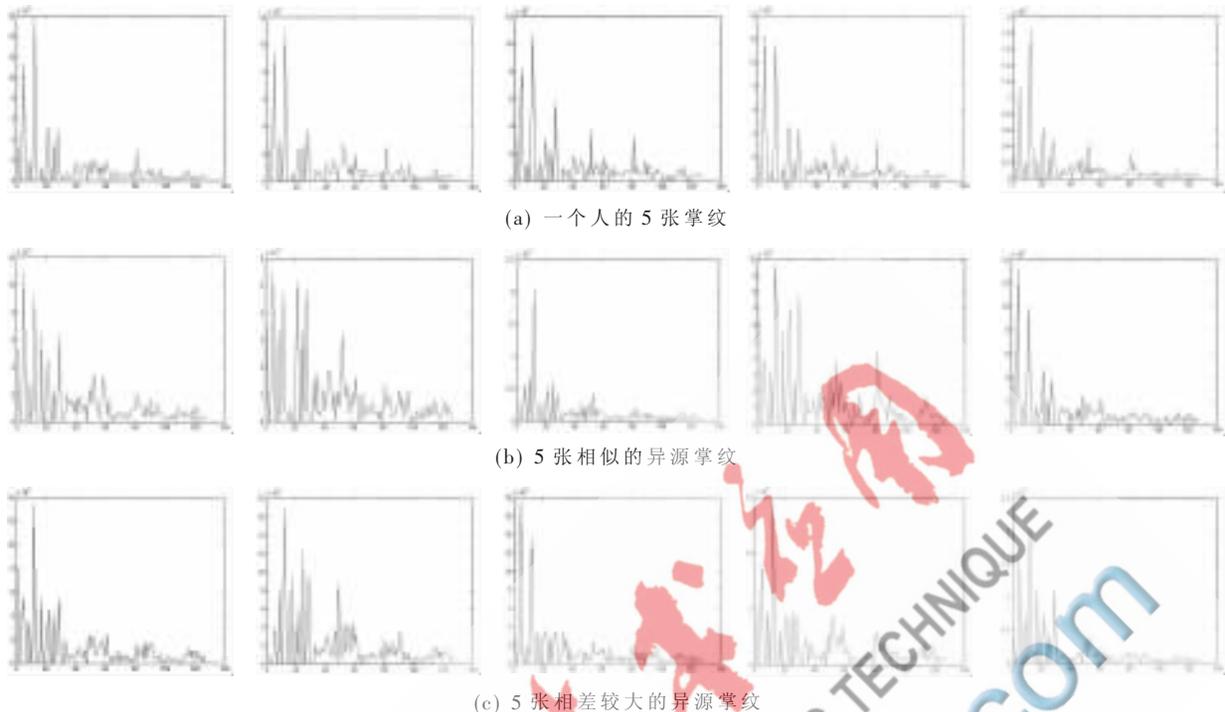


图3 三组掌纹的特征向量

表1 当 r 和 k 取不同值时的识别率/%

		(a) $r=1$				
		k				
n		8	16	32	64	128
1		79	85	89	89.5	89.5
2		94	95.33	97.33	97.33	97.33
3		97	99	100	100	100
		(b) $r=2$				
		k				
n		8	16	32	64	128
1		74	82.5	87	89	89
2		90.67	95.33	95.33	97.3	98
3		92	97	98	100	100
		(c) $r=4$				
		k				
n		8	16	32	64	128
1		72.5	77	81	87.5	89
2		90	95	96	97.33	98
3		89	97	98	99	100

(1)当 r 一定时, k 越大(即间隔角度越小),识别率越高。实际上,当 k 增大到一定程度就已经可以达到识别效果了,此时增大 k ,识别率增加不明显。这说明频域中方向的能量分布可以体现掌纹自身的特性,方向越细分则体现越好,当方向细分到一定程度时即可满足识别率要求,此时再细分,对于识别率来说影响不大。

(2)当 k 一定时, r 越小(即间隔半径越小),识别率越高。这说明频域中不同频率的能量分布可以体现掌纹自身的特性,频率越细分则体现越好。

(3)当选取 r 和 k 的值使得特征向量 E 的维数大小一样时,识别率比较接近。例如,当 $(r=1, k=8)$ 、 $(r=2, k=16)$ 、 $(r=4, k=32)$ 时,特征向量 E 的大小均为 1×128 ,这三种情况的识别率比较接近。这说明只要选取的特征向量的维数(通过调整 r 和 k 的值得到)一样时,即可达到基本一致的识别率。

当增加训练样本的数目时,发现识别率明显提高。这说明提取较多样本的平均能量作为模板特征,就可以比较好地克服小范围的平移、旋转和伸缩等变换,从而达到比较好的识别效果。

相对于参考文献[4]和参考文献[13]所提出的算法,本文的算法充分利用掌纹图像在频域的能量分布,除了考虑到掌纹的能量集中在低频部分外,还利用了纹线的方向性,提取了不同频率不同方向上的能量作为特征。平均匹配时间为0.13 s,当取 $r=1, k=32$ 时,识别效果最佳。实验结果表明了本文方法的可行性。

本文提出了基于傅里叶变换的提取掌纹特征的方法,提取频域的不同频率和不同方向上的能量作为掌纹的特征,使用简单的距离分类器对一个小的掌纹图像数据库进行了识别实验,得到了很高的分类正确率,并且匹配识别时间短,表明该算法可以用于基于掌纹特征的自动身份鉴别系统。

参考文献

- [1] SHU W, ZHANG D. Palmprint verification: an implementation of biometric technology[C]. IEEE Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition, Brisbane, Australia, 1998:219-221.

- [2] Wu Xiangqian, Wang Kuanquan, ZHANG D. A novel approach of palm-line extraction[C]. IEEE Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Graphics, Washington D.C., USA, 2004:230-233.
- [3] DUTA N, JAIN A K, MARDIA K V. Matching of palm-prints[J]. Pattern Recognition Letters, 2007,23(4):477-485.
- [4] Li Wenxin, ZHANG D Z, Xu Zhuoqun. Palm-print recognition based fourier transform[J]. Journal of Software, 2002, 13(5):879-886.
- [5] Zhang Lei, ZHANG D. Characterization of palmprints by wavelet signatures via directional context modeling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004,34(3).
- [6] 苏晓生, 林喜荣, 丁天怀, 等. 基于小波变换的掌纹特征提取[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2003,43(8):1049-1052.
- [7] JINS N, KANG H R. Palmprint identification algorithm using hu invariant moments and Otsu binarization[C]. IEEE Proceeding of the 4th Annual International Conference on Computer and Information Science, Jeju Island, South Korea, 2005:94-99.
- [8] Lu Guangming, ZHANG D, Wang Kuanquan. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003,24(9-10):1463-1467.
- [9] Tao Junwen, Jiang Wei, Gao Zan, et al. Palmprint recognition based on 2-dimension PCA[C]. Proceedings of the 1st International Conference on Innovative Computing, Information and Control, Beijing, 2006:326-330.
- [10] KONG A W K, ZHANG D. Palmprint texture analysis based on low-resolution images for personal authentication [C]. Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition, Washington D.C., USA, 2002:807-810.
- [11] Wu Xiangqian, Wang Kuanquan, ZHANG D. Palmprint texture analysis using derivative of Gaussian filters[C]. Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Security, Guangzhou, 2006:751-754.
- [12] 岳峰, 左旺孟, 张大鹏. 掌纹识别算法综述[J]. 自动化学报, 2010,36(3):353-365.
- [13] 徐凤, 何玉琳, 章海军. 一种基于傅里叶变换的双级匹配掌纹识别系统[J]. 光学仪器, 2007,29(3):64-68.
- [14] 吴元昊, 赵金宇, 张丽敏. 基于傅里叶变换的目标及背景运动估计[J]. 微计算机信息, 2010,28(01):17-19.

(收稿日期:2011-08-19)

作者简介:

薛玉利, 女, 1981年生, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 数字图像处理, 模式识别。