

文章编号:1004-9037(2012)01-0063-05

# 灰度共生矩阵在指纹图像分割中的应用

李慧娜<sup>1</sup> 郭超峰<sup>1</sup> 平 源<sup>1,2</sup>

(1. 许昌学院计算机科学与技术学院, 许昌, 461000; 2. 北京邮电大学计算机学院, 北京, 100876)

**摘要:** 指纹图像分割是自动指纹识别系统的关键步骤之一。通过分析指纹图像的灰度级数、位移量及相对方向与其灰度共生矩阵的二次统计特征之间的关系, 提出了一种基于灰度共生矩阵的指纹图像分割算法。该算法先将指纹图像分割成矩形块, 得到每个矩形块在不同相对方向上的灰度共生矩阵的对比度, 然后将其对比度方差与预设阈值进行比较, 完成前景或背景区的快速判断。分析和实验表明, 该算法分割指纹效果较好, 并且对不同的采集环境和图像质量都体现出较强的健壮性。

**关键词:** 指纹分割; 纹理特征; 灰度共生矩阵; 二次统计特征; 对比度方差

中图分类号: TP391

文献标识码: A

## Application of Gray Level Co-occurrence Matrix for Fingerprint Segmentation

Li Huina<sup>1</sup>, Guo Chaofeng<sup>1</sup>, Ping Yuan<sup>1,2</sup>

(1. Department of Computer Science and Technology, Xuchang University, Xuchang, 461000, China;

2. Department of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing, 100876, China)

**Abstract:** Fingerprint segmentation is considered as one of the critical processes of the automatic fingerprint identification system. Following the analysis of the relationship between the second order statistical characteristics and the grey-scale level, the offset value and the relative direction, an innovative fingerprint segmentation algorithm based on the gray level co-occurrence matrix (GLCM) is presented. Firstly, the fingerprint is split into a number of rectangular blocks to get the contrasts of GLCM for each in different directions. And then, to judge for whether a rectangular block is the prospect region or not, the proposed algorithm compares its variance of the contrast with the predefined threshold. The theoretical analysis and experimental results on FVC2004 show that the proposed algorithm performs well and is robust in handling the varied qualities of fingerprint images collected in any circumstance.

**Key words:** fingerprint segmentation; textural features; gray level co-occurrence matrix; second order statistical characteristics; contrast variance

### 引 言

指纹识别是目前应用最广泛的生物特征识别技术之一。自动指纹识别系统(Automatic fingerprint identification system, AFIS)一般由指纹采集、指纹预处理、特征提取、指纹分类、指纹匹配等几部分组成。指纹分割属于指纹预处理, 分割结果

可以使自动指纹识别系统的后续处理过程集中于指纹图像的有效指纹区域, 有利于提高特征提取的准确性和速度, 从而提高系统的性能。

指纹图像在采集过程中不可避免地受噪声干扰, 存在一些无效区域。指纹图像中包含比较清晰或可以恢复的指纹纹理信息的部分称为前景区域, 而那些包含低质量及在后续处理中很难恢复的图像区域的部分称为背景区。指纹图像分割的目的就

基金项目: 河南省高等学校青年骨干教师资助计划(2009GGJS-120)资助项目; 河南省政府决策研究招标课题基金(2011B282)资助项目。

收稿日期: 2011-02-16; 修订日期: 2011-05-09

是要区分前、背景区域。现有的分割方法主要利用灰度平均值、灰度方差等无方向判别指标实现指纹图像的分割<sup>[1-3]</sup>；也有利用频谱特性或方向图特征完成分割<sup>[4-5]</sup>。前者忽视了前景区域所具有的纹理特征和无明显纹理的背景区域特征之间的区别，无法实现有效指纹区域和强噪声背景区域的区分。后者，频谱特性的获得需要把指纹图像转换到频域，因此利用该特性完成图像分割需要把指纹图像在时频域相互转换，增加算法的执行时间，降低分割速度；方向图虽然能在一定程度上反映指纹图像的纹理方向信息，但是其无法表征指纹图像核心点、三角点、奇异点等所处的无明确方向信息的区域的特征，因此依据方向图的分割方法的效果也不理想。

相对于背景区域，指纹图像的前景区域包含有相对清晰的方向纹理，因此，在指纹图像的分割过程中，该纹理特征应被引入进来实现前景区域与背景区域的区分。图像的灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix, GLCM)<sup>[6-8]</sup>的二次统计特征能定量地、准确地反映图像的纹理特征。本文先分析了在指纹图像中获取灰度共生矩阵所需要的灰度级数、位移量、相对方向等参数的取值，以及由此衍生出来的角二阶矩、相关系数以及对比度等统计信息对区分纹理区域和非纹理区域的贡献，并提出基于灰度共生矩阵的指纹图像分割方法，该方法在保证分割效果的同时提高了对图像质量、大小、分辨率等的适应能力。

## 1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵是统计法的一种，通过计算图像中特定方向和特定距离的两像素之间灰度差值出现的次数，得到图像在方向、间隔、幅度变化大小和速度的综合信息，用于将图像的灰度值转化为纹理信息。

设  $f$  为大小为  $n \times m$  的图像， $f_{(i,j)}$  为位于  $f$  的第  $i$  行第  $j$  列的像素的灰度值。 $B$  为  $f$  的灰度共生矩阵， $B_{(k,l)}$  表示在  $B$  矩阵中位于第  $k$  行第  $l$  列的值，等于在  $f$  中参考点像素值为  $k$  及在参考点  $\theta$  方向和  $d$  距离上的像素灰度值为  $l$  的像素对出现的次数。 $B_{(k,l)}$  的计算方法为

$$B_{(k,l)} = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in n \times m \mid f_{(x_1, y_1)} = k, f_{(x_2, y_2)} = l \} \quad (1)$$

式中  $\# \{A\}$  表示集合  $A$  所包含元素的个数； $f_{(x_1, y_1)}$  表示参考点； $f_{(x_2, y_2)}$  为在  $f_{(x_1, y_1)}$  的  $\theta$  方向上距离为  $d$  的像素，和  $f_{(x_1, y_1)}$  组成像素对。图1给出了相对中心参考点  $f_{(i,j)}$ 、距离  $d$  等于2的  $\theta$  在4个不同方向 ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ) 的对应像素点的位置。

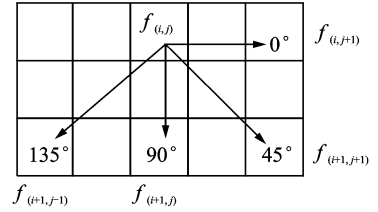


图1 距离为2方向为 $\theta$ 的像素对位置示意图

由以上分析可知， $B$  是一个  $N_g \times N_g$  的方形矩阵， $N_g$  是  $f$  的灰度级数。但是，灰度共生矩阵  $B$  还没有包含  $f$  的纹理信息，若要使其准确反映纹理信息，还需要进一步把其存储的像素对出现的次数转换为出现的概率。记录像素对出现概率的灰度共生矩阵为

$$P_{(i,j)} = \frac{B_{(i,j)}}{\sum_{i,j=0}^{N_g-1} B_{(i,j)}} \quad (2)$$

为了能更直观地、定量地描述图像的纹理特征，从共生矩阵  $P$  衍生出一些能反映纹理特征的数据，称为二次统计特征值。

(1) 角二阶矩 (Angular second moment, ASM)。反映图像灰度分布均匀程度和纹理的粗细程度，由式(3)定义。

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} P_{(i,j)}^2 \quad (3)$$

(2) 相关系数 (Correlation, COR)。反映图像局部灰度相关性。矩阵元素均匀相等，则其相关系数数值大；反之，相关系数数值小。

$$COR = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} P_{(i,j)} \left[ \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (4)$$

式中  $\mu_i$  和  $\mu_j$  是均值， $\sigma_i$  和  $\sigma_j$  是方差，如式(5-8)。

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} i P_{(i,j)} \quad (5)$$

$$\mu_j = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} j P_{(i,j)} \quad (6)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} P_{(i,j)} (i - \mu_i)^2 \quad (7)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} P_{(i,j)} (j - \mu_j)^2 \quad (8)$$

(3) 对比度 (Contrast, CON)。反映图像的清晰度和纹理脊、谷深浅程度。 $P$  的对角线上的值对应  $f$  中灰度值相同的像素对出现的概率统计值，不能反映纹理信息，所以应给它们一个权重0；距离对角线越近的  $P$  中元素值，对应的像素对所包含的像素的灰度值差别越小，包含的纹理信息越少，应给它们越小的权重。对比度计算方法为

$$CON = \sum_{i,j=0}^{N_g-1} P_{(i,j)} (i - j)^2 \quad (9)$$

## 2 基于灰度共生矩阵的指纹图像分割方法

运用灰度共生矩阵所包含的图像纹理信息实现指纹图像前、背景区域的分离,关键要确定生成灰度共生矩阵的参数。

(1)灰度级数 由于灰度共生矩阵的大小和灰度级数密切相关,灰度级数越大,矩阵越大。因为矩阵越大,计算时间越长,会影响算法的执行效率,而且矩阵行列数取图像的灰度级数时矩阵中很多值为0;因此,灰度级数一般取8级即可。若 $N_g$ 大于8,则需要把其降为8级。图2(a)的灰度共生矩阵 $B$ 为

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 2 & 8 & 26 & 6 & 0 \\ 0 & 6 & 22 & 46 & 67 & 98 & 149 & 0 \\ 2 & 36 & 53 & 55 & 78 & 134 & 171 & 0 \\ 9 & 60 & 75 & 61 & 87 & 137 & 157 & 0 \\ 22 & 103 & 78 & 60 & 145 & 160 & 180 & 0 \\ 12 & 123 & 131 & 136 & 160 & 109 & 116 & 0 \\ 0 & 94 & 187 & 215 & 174 & 125 & 77 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(2)像素对相对方向 $\theta$  一般取如图1所示的4个方向值中的一个或几个来获取图像的灰度共生矩阵。针对图2所示的不同方向的纹理图像和无纹理图像,通过实验计算方向 $\theta$ 为不同值时每个图像的GLMC的纹理特征指标,结果见表1。

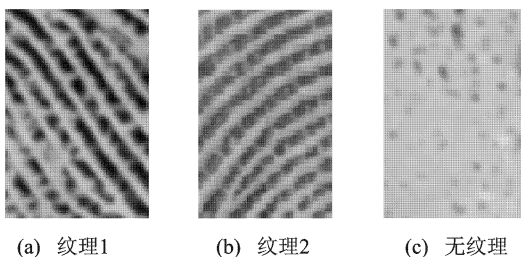


图2 参数测试图样例

表1 不同方向纹理指标对比

方向 $\theta/(^\circ)$	指标	图2(a)	图2(b)	图2(c)
0	ASM	0.039 2	0.076 9	0.426 3
	COR	-0.138 9	-0.411 4	-0.065 6
	CON	7.069 4	3.263 6	0.549 1
45	ASM	0.042 2	0.079 7	0.444 7
	COR	0.115 1	0.454 6	0.037 1
	CON	3.633 1	1.099 8	0.515 6
90	ASM	0.040 7	0.085 6	0.447 7
	COR	-0.185 6	-0.526 3	0.898 7
	CON	7.775 7	3.510 7	0.417 8
135	ASM	0.049 5	0.071 9	0.441 9
	COR	0.192 8	0.299 5	0.101 5
	CON	2.593 5	1.483 8	0.505 7

从表1可以看出,对任何一个方向 $\theta$ ,有纹理图像(图2(a),(b))和无纹理图像(图2(c))的3个纹理特征指标中对比度CON的差别最大;而且,无纹理图像在所有方向的CON值差别不大,有纹理图像的CON值差别却比较大。因此,结合指纹图像中纹理方向的特殊性,可以利用4个方向的CON的方差来区别是否为纹理图像,若方差值大,则为纹理图像,反之则为无纹理图像。

(3)像素对的距离 $d$  针对图2所示的纹理图像和无纹理图像,通过实验计算位移量 $d$ 为不同值时每个图像的GLMC的纹理特征指标,结果见表2,表中 $D$ 为指纹纹线距离<sup>[9]</sup>。

表2 不同位移量纹理指标对比

位移量 $d$	指标	图2(a)	图2(c)	指标差绝对值
1	ASM	0.048 0	0.513 6	0.465 6
	COR	0.191 4	1.927 7	1.736 3
	CON	2.562 9	0.258 5	2.304 4
2	ASM	0.038 4	0.451 9	0.413 5
	COR	-0.098 7	0.528 0	0.626 7
	CON	6.627 5	0.461 5	6.166 0
$D$	ASM	0.041 2	0.428 5	0.387 3
	COR	-0.192 1	-0.106 1	0.086 0
	CON	7.851 5	0.542 2	7.309 3
$2D$	ASM	0.049 5	0.441 9	0.392 4
	COR	0.191 8	0.101 5	0.090 3
	CON	2.5935	0.5075	2.0860

从表2可以看出,对任何一个位移量 $d$ ,3个纹理特征指标中对比度CON的差别最大;特别是位移量等于纹线距离 $D$ 时,差别达到最大。因此,为了更好地区分指纹图像的前、背景区,位移量应随着指纹图像分辨率的改变而改变,大小为纹线距离 $D$ 。

确定生成矩阵 $B$ 的参数后,就可以计算给定指纹图像的灰度共生矩阵,并把计算结果用于指纹图像分割中。基于灰度共生矩阵的指纹图像分割算法的实现步骤如下:

(1)把指纹图像 $f$ 分成互不重叠的小块,每个小块大小为 $p \times q$ (一般包含2~3个纹线), $p/q = 4/3$ <sup>[10]</sup>,初始化分割判决阈值 $T$ 。

(2)计算每一个小块的各方向的灰度共生矩阵: $P_{0(i,j)}$ 为第 $(i,j)$ 个小块的灰度共生矩阵,像素对相对方向 $\theta$ 等于 $0^\circ$ ;  $P_{45(i,j)}$ 中像素对相对方向 $\theta$ 等于 $45^\circ$ ;  $P_{90(i,j)}$ 中像素对相对方向 $\theta$ 等于 $90^\circ$ ;  $P_{135(i,j)}$ 中像素对相对方向 $\theta$ 等于 $135^\circ$ 。

(3)根据式(9)计算每个小块的各 $\theta$ 值对应的

灰度共生矩阵的对比度  $CON_{0(i,j)}$ 、 $CON_{45(i,j)}$ 、 $CON_{90(i,j)}$ 、 $CON_{135(i,j)}$ 。

(4)计算第(3)步所得4个对比度的方差  $V_{(i,j)}$ ，作为前、背景块的度量指标。

(5)把每个小块的方差  $V_{(i,j)}$ 和阈值  $T$  进行比较:如果  $V_{(i,j)}$ 大于  $T$ ，则把第  $(i,j)$  个小块标志为前景块;反之,则标记为背景块。

(6)分割后处理:经上述步骤处理过的指纹图像的前景区域和背景区域已经基本分开,但也会存在一些错分现象,在背景区域中出现孤立的前景块或者在前景区域中出现孤立的背景块。因此要通过后处理来去除这些孤立块,使指纹分割效果更好。可以采用平滑滤波的方法去除分割后指纹图像中存在的这些孤立块。

### 3 仿真结果与分析

在 Matlab 2009 编程环境下,编程实现了本文算法和文献[10]算法,并分别对国际标准测试指纹库 FVC2004(见表 3)中的指纹图像进行测试。FVC2004 指纹库中的指纹分别在不同的指纹采集仪下获得,指纹图像的大小、分辨率、清晰度等都有区别。

表 3 FVC2004 指纹库信息

	传感器 类型	图像 尺寸	集合 A ( $w \times d$ )	集合 B ( $w \times d$ )	分辨率/dpi
DB1	Optical	640×480	100×8	10×8	500
DB2	Optical	328×364	100×8	10×8	500
DB3	Thermal sweeping SFinGe	300×480	100×8	10×8	512
DB4	v3.0	288×384	100×8	10×8	≈500

图 3 为 FVC2004 指纹库的 DB1-B,DB2-B,DB3-B,DB4-B 中的 101-3.tif 图像,图 4 和图 5 分别为采用不同算法对 4 个指纹图像进行分割的结果。

为了更好地对比分割效果,分别从每个指纹库中随机抽取的 20 个指纹图像,分别用两种算法完成对它们分割,统计来自同一库中的图像的分割结

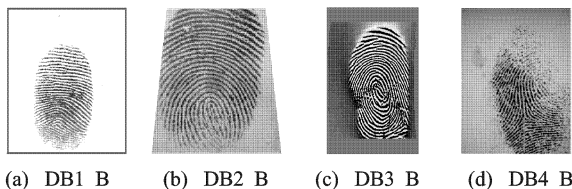


图 3 FVC2004 各指纹库中 101-3.tif 原图

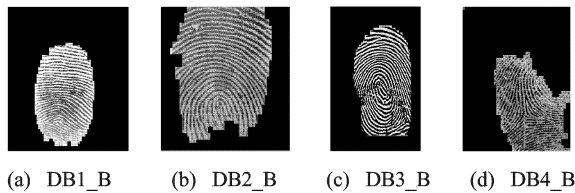


图 4 本文算法对图 3 中原图的分割结果

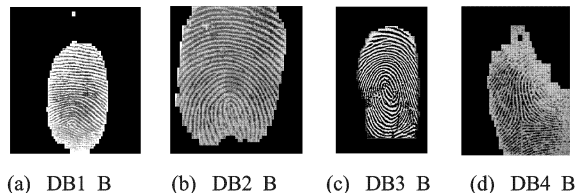


图 5 文献[10]算法对图 3 中原图的分割结果

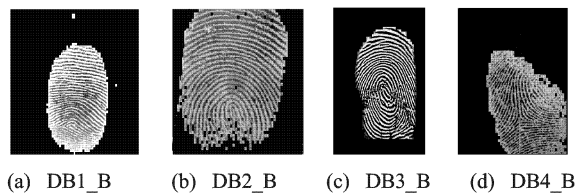


图 6 文献[1]算法对图 3 中原图的分割结果

果图中前、背景块的错分概率,最后计算平均值,表 4 列出了 3 种算法对不同指纹库中图像进行分割时的错误概率,表 5 统计出了对不同指纹库中图像完成分割耗时长度。

表 4 分割结果错误率对比 %

	文献[1] 算法	文献[10] 算法	本文 算法
DB1-B	1.40	1.00	0.16
DB2-B	5.30	2.77	1.58
DB3-B	3.31	3.60	1.00
DB4-B	3.60	6.70	0.87
平均错误率	3.40	3.53	0.90

表 5 分割耗时对比 ms

	文献[1]	文献[10]	本文
DB1-B	185	112	180
DB2-B	65	49	61
DB3-B	66	54	65
DB4-B	64	58	61
平均耗时	95	68	91

由图 4,5 及表 4,5 可知,通过计算、比较指纹图像小块的各方向灰度共生矩阵的对比度 CON 的方差,不仅能够有效地排除非纹理图像(如图 4(a),(c)),也能够排除低质量指纹区域(如图 4(b),

(d)),而且错分概率非常小,速度相对比较快。鉴于FVC2004 指纹库中图像分辨率、尺寸、质量等不尽相同,因此本文算法对指纹图像的采集环境(采集设备、手指干湿湿度等)有一定的适应性。

## 4 结束语

指纹图像分割用来完成指纹图像中前、背景区域的分离,是AFIS系统中的关键步骤之一。AFIS在指纹图像预处理的后续步骤中只对指纹图像的前景区域进行处理,忽略背景区域。指纹图像前景区域的提取越精确、误判越少,越能增加AFIS后续步骤的精确度、降低其工作量,提高系统实时响应的速度。同时,由于指纹图像的采集环境不能完全控制,因此,有效地对不同质量、分辨率、尺寸指纹图像有一定适应性的分割算法对AFIS至关重要。

灰度共生矩阵能较好地体现图像的纹理特征,本文基于灰度共生矩阵的相关理论,结合指纹图像的特征,通过对不同方向纹理图像及非纹理图像的灰度共生矩阵在不同参数下的纹理特征统计值的计算和对比分析,确定最优计算参数和前、背景度量指标。实验结果表明,引入灰度共生矩阵的指纹图像分割算法对各种采集环境有较强的适应能力,能取得较好的分割结果。

### 参考文献:

- [1] 樊冬进,孙冰,封富举. 基于方差及方差梯度的指纹图像自适应分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(6): 742-747.  
Fan Dongjin, Sun Bing, Feng Fujun. Adaptive fingerprint segmentation based on variance and its gradient [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2008, 20(6): 742-747.
- [2] Maltoni D, Maio D, Jain A, K, et al. Handbook of fingerprint recognition[M] (second edition). Springer, 2009: 250-252, 258-260.
- [3] Yang Gongping, Zhou Guangtong, Yin Yilong, et al. K-Means based fingerprint segmentation with sensor interoperability[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2010: 54:1-54:10.
- [4] 李焱森,张永良,黄亚平,等. 基于频域分析的联指图前后背景分离算法[J]. 上海交通大学学报, 2010, 44(8): 1089-1093.

Li Yanmiao, Zhang Yongliang, Huang Yaping, et al. Background removing of slap fingerprint images based on frequency domain analysis[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2010, 44(8): 1089-1093.

- [5] 梅园,曹国,孙怀江,等. 一种新的指纹奇异点快速检测方法[J]. 计算机学报, 2009, 32(5): 1037-1044.  
Mei Yuan, Cao Guo, Sun Huaijiang, et al. A new method for rapid detection of fingerprints' singular points[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(5): 1037-1044.
  - [6] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I, H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
  - [7] Xian Guangming. An identification method of malignant and benign liver tumors from ultrasonography based on GLCM texture features and fuzzy SVM[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(10): 6737-6741.
  - [8] 郭航,霍宏涛. 灰度共生矩阵在皮肤纹理检测中的应用研究[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(7): 1074-1078.  
Guo Hang, Huo Hongtao. Research on the application of gray level co-occurrence matrix for skin texture detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(7): 1074-1078.
  - [9] 任春晓,尹义龙,马军,等. 一种指纹纹线距离估计算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(4): 554-559.  
Ren Chunxiao, Yin Yilong, Ma Jun, et al. An algorithm for fingerprint ridge distance estimation[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(4): 554-559.
  - [10] Ping Yuan, Li Huina. Fingerprint image segmentation based on rectangular block[C]//2010 International Conference on Progress in Informatics and Computing. Shanghai, China: IEEE Press, 2010: 863-866.
- 作者简介:李慧娜(1980-),女,讲师,研究方向:机器学习与图像处理,E-mail:leehuina@126.com;郭超峰(1972-),男,副教授,研究方向:数字图像处理与人工智能;平源(1981-),男,博士研究生,研究方向:机器学习、信息安全。