

# 一种可导向指纹匹配方法的分类因子与实现技术

赵昕玥 张树有 陆捷

(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 杭州 310027)

**摘要** 提出了一种可导向指纹匹配方法的分类因子,通过对不同指纹图像的分类,获得指纹图像对应最适合的匹配法。分类因子基于纹理规则度,纹理能量集中度,纹理平行度,纹理均匀度四种纹理描绘子,分别从图像全局和局部,时域和频域几个不同方面对图像进行分析;通过整合形成描绘子,用与门来实现导向匹配方法。实验结果表明,此方法不必对图像做复杂的前处理,可快速而准确地区分不同类型的图像,综合不同方法的优势,从而从整体上提高了指纹识别的正确率和匹配速度。

**关键词** 分类因子 匹配导向 纹理描绘子

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)03-0408-09

## The Implementation of A Classification Factor that Directs to Different Fingerprint Identification Methods

ZHAO Xin-yue, ZHANG Shu-you, LU Jie

(State Key Laboratory of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** This paper presents a factor that could direct to different fingerprint identification methods. With this factor, different fingerprint images can be classified easily and be suited for its best recognition method. Furthermore, this factor is based on four descriptors which are called: texture regularity descriptor, texture energy centralization descriptor, texture parallelism descriptor, and texture uniformity descriptor to analysis images from both local and global, frequency and time domain. Finally, these four descriptors are joined together to classify the images by AND gate. Experimental result shows that because of the method proposed in the paper, it is not necessary to do complex preprocess before recognition and it can improve the accuracy and speed of fingerprint identification.

**Keywords** classification factor, recognition direction, texture descriptor

## 1 引言

指纹识别作为一种生物鉴定技术,在金融、公安、个人安全及防伪等方面得到了广泛的应用,并愈来愈为人们所重视。目前典型的指纹识别方法主要有图匹配方法,细节点坐标匹配方法以及频谱信息匹配方法等<sup>[1]</sup>。Isenor 和 Zaky<sup>[2]</sup>提出的图匹配的指纹识别方法是将一个指纹图像用图的形式表达出

来,以纹线对应图的节点、纹线间的邻近关系和交叉来确定节点之间的线。图匹配方法避开了  $x, y$  格栅,通过纹线自身的关系构建指纹图像的内在坐标系,利用细节信息来确定纹线的相对关系和位置。细节点坐标匹配方法由 Hrechak 和 McHugh 等<sup>[3]</sup>提出,将指纹结构特征分成 8 类,分别是:点、端点、分叉、岛、刺、交叉、桥和短纹线。这一算法的主要特点是:在每个特征点的附近确定一个邻域,通过邻域内各类特征点的数目确定特征向量。进行指纹匹配的特征向量由邻域中心点的类型和 8 种特征点出现的

基金项目:国家自然科学基金项目(50775201);浙江省自然科学基金项目(Y107431)

收稿日期:2007-11-09;改回日期:2008-02-22

第一作者简介:赵昕玥(1983 ~ ),女,浙江大学机电学院机械设计及理论硕士研究生。主要研究方向为 CAD、图像处理、模式识别。

E-mail:shuimuzxy@sina.com

数目构成的,它利用脊线末梢与脊线分支点这2种关键点来鉴定指纹。Coetzee和Botha<sup>[4-5]</sup>将Fourier变换用于指纹的分类研究,将空域图像放在频域中,采用最大相关性进行匹配处理,形成了频谱信息匹配方法。这些方法对提高指纹识别效率与准确度起到了重要的作用。

用图匹配<sup>[6]</sup>方式表达可以保持指纹的拓扑结构关系,具有与度量无关,旋转不变,仿射不变和对噪声不敏感等优良特性,对质量差的指纹图像抗噪声能力比较强,但是用这种方法需储存登记的指纹图像,这样容易造成泄漏私人指纹图像等风险;细节点匹配的方法<sup>[7]</sup>是目前最常用的指纹匹配方法,它的优点是具有旋转不变性和鲁棒性,并能支持更有效的搜索策略,在原理和计算上,此方法简单明了,但对细化算法的稳定性和准确性要求较高,细化部分的效果直接影响识别与分类的性能,一些人群由于其特殊的皮肤状况,无法有效提取细节点,使得这部分人群指纹无法被正确识别,并且这种算法需要有很多复杂的前处理工作,这限制了紧凑型微机产品的推广应用;频谱信息匹配<sup>[8]</sup>虽然可以使匹配比率达到更高,它不需要储存指纹图像本身,可以保护用户隐私,操作方法简单而紧凑,但是这一方法的大部分计算都集中于Fourier变换上,计算量相当大。

由于不同类型的指纹图像适用于不同的指纹识别匹配方法,基于此,提出了指纹图像分类因子,对指纹图像进行识别分类,可根据指纹图像的特点选取最适合的识别方法。

## 2 基本概念

为了便于叙述,对指纹图像信息提取的因子进行以下描述。

### (1) 纹理规则度

对指纹图像在时域上进行描述,用纹理规则度来衡量指纹图像纹理有序性的程度,规则度小的指纹图像纹理杂乱,而规则度大的指纹图像则脊线谷线排列有序,有很清晰的纹理特征。

### (2) 纹理能量集中度

纹理能量集中度是把指纹图像在频域中进行描述,提取其纹理的基本特征。傅里叶频谱适用于描述图像中循环的方向性,而指纹图像的脊谷循环交替,每一种纹线有一个较为恒定的频率,可以看成是正弦波,并且都有一些明显的特征,如特殊的纹线方

向和细节,这些都体现出对主频的较大偏离,并且这种偏离的主频成分,即能量的集中程度对指纹而言是唯一的。

### (3) 纹理平行度

纹理平行度是衡量指纹图像局部纹线的平行程度。对指纹图像进行等块划分,每一个小块内的指纹图像一般都是脊谷交替而成,平行度好的指纹图像所有脊线方向近似于平行,而平行度差的图像则相反。

### (4) 纹理均匀度

纹理均匀度是用于表征指纹局部图像的不同程度灰度像素的比值。对指纹图像进行分块,在每一个小块中,均匀度好的指纹图像的脊谷是交替排列并且均匀分布的,所以每一块内的黑白像素比率是稳定的,而均匀度差的图像由于其脊谷纹线不明显,裂纹多且杂,每一块和每一块之间的变数很大,所以其比率是不恒定的。

全局描绘用于描述指纹图像的全局信息,主要从纹理规则度和纹理能量集中度两方面对图像进行描述。同时也是从时域频域两方面综合判别,时域尺度可以反映出图像整体的纹理信息,频域尺度不仅能表示出纹线的方向和频率,而且能很好地反应出纹线的质量和类型。正是由于指纹图像的一些纹理特征,所以可以用这些度量尺度对纹线细节点提取的可靠性做一个很好的整体判别。

局部描绘用于描述指纹图像局部特征信息,它主要从平行度和均匀度来对图像进行描述。局部判断主要是鉴于指纹图像的强纹理性,对指纹的细节特征进行分析判断,把指纹图像分成相同大小的小块(16×16像素)然后对每个小块分别做处理。

## 3 分类因子的数学描述

### 3.1 规则度描绘因子

使用图像的二阶矩量度,即图像方差,可以清晰地表征出指纹图像的纹理规则度<sup>[9]</sup>。

$$\mu(I) = \sum_{i=0}^{L-1} (I_i - m)^2 \times p(I_i)$$

其中

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} I_i \times p(I_i) \quad (1)$$

$I_i$  是图像灰度值的随机变量, $p(I_i)$  是灰度级所对应的直方图, $m$  是  $I_i$  的平均灰度值, $L$  为整幅图像

的总像素数。

所以建立有关规则度的描绘因子为

$$S_r = 1 - \frac{1}{1 + \frac{\mu(I)}{(L-1)^2}} \quad (2)$$

由于  $\frac{\mu(I)}{(L-1)^2}$  的值是介于  $[0, 1]$  之中, 则  $S_r$  的值也是在  $[0, 1]$  区域之中。

### 3.2 能量集中度描绘因子

用能量集中度描绘因子来表征图像的纹理能量集中度。对于一幅指纹图像  $I(i, j)$ , 对它进行 2 维傅里叶变换得到  $F(u, v)$ 。

$$F(u, v) = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j) e^{-i2\pi(\frac{u}{N} + \frac{v}{M})}, t = \sqrt{-1} \quad (3)$$

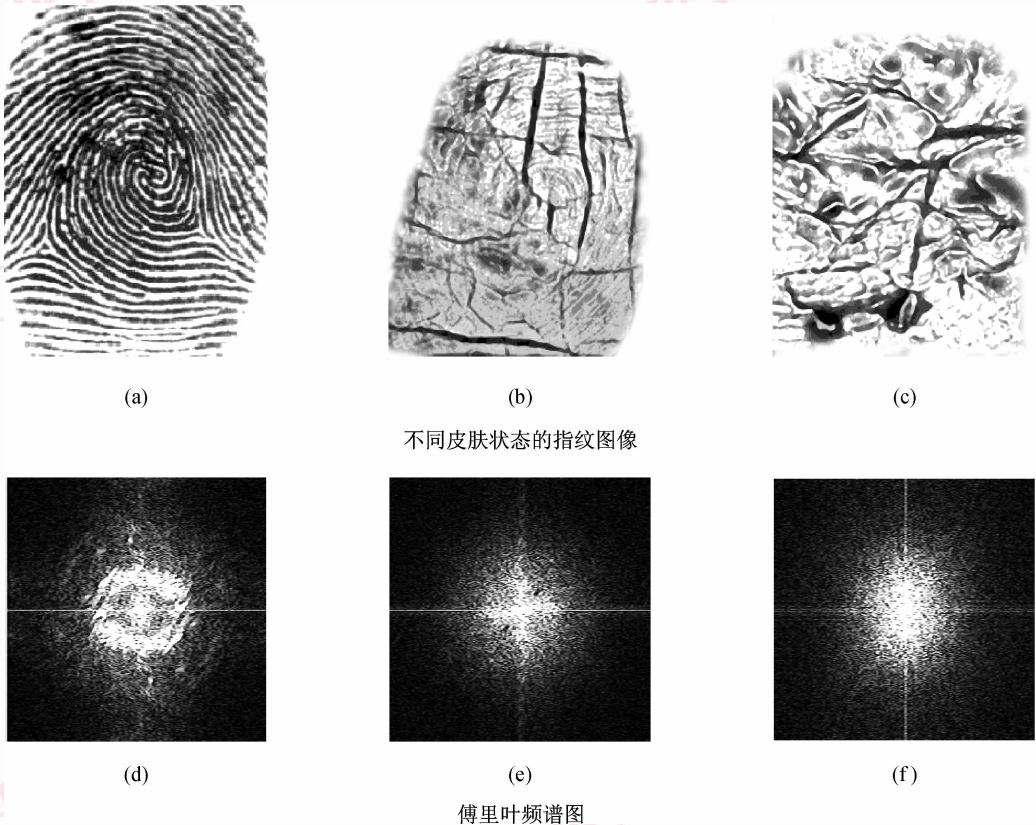
式中,  $N, M$  为指纹图像的长度和宽度。

虽然傅里叶变换使输出值更加缜密, 但是一般用它的功率谱密度矩阵来表示图像的几何结构信息。

$$P(u, v) = |F(u, v)|^2 \quad (4)$$

式中,  $P(u, v)$  为图像的傅里叶功率谱纹理特征, 它反应了指纹图像的性质<sup>[10]</sup>。在功率谱矩阵上进一步提取二次特征来对纹理进行特征提取, 来判断纹理的综合特征。

通过对适用于频谱信息匹配的指纹图像进行分析可得, 它和适用于细节点匹配的图像相比较纹理特征不明显, 能量谱环特征很分散。而脊线谷线十分清晰, 适用于细节点匹配的指纹图像的能量谱图的环特征则紧凑且非常明显, 如图 1 所示。



不同皮肤状态的指纹图像

傅里叶频谱图

图 1 指纹图像的环特征

Fig. 1 Circular feature of fingerprint images

将式(4)中的直角坐标  $(u, v)$  转换到  $(r, \varphi)$  极坐标系, 得到  $P(r_i, \varphi_j)$ 。

其中,  $r_{i+1} - r_i = W/(2n); \varphi_{j+1} - \varphi_j = \pi/n; i, j = 1, 2, \dots, n-1$ 。  $W$  为图像的长宽的最小尺寸;  $n$  为离散采样数。

在  $u-v$  平面上, 固定  $r$ , 对  $\varphi$  求和, 由对称性可知, 只需要从 0 到  $\pi$  求和即可。可以得到

$$P_1(r) = 2 \sum_{i=1}^n P(r, \varphi_i), \text{ 其中 } r = (r_1, r_2, \dots, r_n) \quad (5)$$

$P_1(r)$  即为环特征。对不同的半径为  $r$  的环特

征写成向量形式,

$$\mathbf{P}_1 = [P_1(r_1), P_1(r_2), \dots, P_1(r_n)]^T \quad (6)$$

把每一个环带的能量标准化定义,即为  $q_i =$

$$\frac{P_1(r_i)}{\sum_{i=1}^n P_1(r_i)}$$

适合细节点匹配图像的能量谱峰值

比较尖锐,而适合频谱信息图像的能量谱的峰值比较平坦,图像的能量集中程度可以用平均熵值量度。

$$E = - \sum_{i=1}^T q_i \log q_i \quad (7)$$

定义能量集中度描绘因子为

$$S_f = -E \quad (8)$$

适合频谱信息匹配的图像都会有一个较低的  $S_f$  值,而适合细节点匹配的图像则相反。我们把能量集中度描绘因子在数据库上均衡归一化,则  $S_f$  的区域范围为  $[0, 1]$ 。

### 3.3 平行度描绘因子

用于表征图像的纹理平行度。图像的梯度反应了图像灰度值变化的剧烈程度,适合细节点匹配的图像的脊线像素梯度的能量集中程度很高,而适合频谱信息匹配的图像则很分散。

令每一个小块内像素的梯度向量为  $\mathbf{g}_s = [g_s^x, g_s^y]$ , 块的数目为  $b$ , 则它的协方差矩阵<sup>[11]</sup>为

$$\mathbf{J} = \frac{1}{b^2} \sum_{s=0}^Q \mathbf{g}_s^T \mathbf{g}_s = \begin{pmatrix} a & c \\ c & d \end{pmatrix} \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{g}_s^T$  为  $\mathbf{g}_s$  的转置矩阵,  $a, c, d$  为最后求得协方差矩阵的数值替代符。  $Q$  为每一个小块区域。

协方差矩阵的特征值为

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} \left( (a+d+c) - \sqrt{(a+d-c)^2 - 4(ad+c^2)} \right)$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} \left( (a+d+c) + \sqrt{(a+d-c)^2 - 4(ad+c^2)} \right) \quad (10)$$

那么,每一个小块图像中,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的比值可表示为

$$S_{\text{parallel}} = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \quad (11)$$

用它来判别图像平行度程度,  $S_{\text{parallel}}$  值的区域范围是在  $[0, 1]$  之间的, 值越接近 0 说明图像平行程度越高。

### 3.4 均匀度描绘因子

表征指纹局部纹理均匀度, 定义均匀度描绘

因子为

$$S_{ra} = \frac{N_B}{N_w} \quad (12)$$

式中,  $N_B$  为灰度近似于 0 的像素值的个数, 即表征指纹图像中属于脊线的像素数目,  $N_w$  为灰度值近似于 255 的像素值的个数, 即表征图像中属于谷线的像素数目。

## 4 分类因子的整合

通过分别对局部因子和全局因子进行整合来从全局和局部给出指纹图像的因子值。

### 4.1 全局总分

全局总分整合规则度描绘因子和能量集中度描绘因子对指纹图像确定因子值。

定义全局分为

$$S_g = \alpha_1 S_r + \alpha_2 S_f \quad (13)$$

式中,  $S_r$  为规则度描述因子的值,  $S_f$  为能量集中度描绘因子的值。权值  $\alpha_1, \alpha_2$  取值不同, 对不同类型图像区分度则不同。根据不同的目的赋予不同的权值, 满足:

$$0 \leq \alpha_1, \alpha_2 \leq 1 \text{ 且 } \alpha_1 + \alpha_2 = 1$$

### 4.2 局部总分

局部分整合平行度描绘因子和均匀度描绘因子。由于对指纹图像进行分块处理后, 单个小块都是孤立的, 单个小块只能反应指纹图像的静态局部信息, 为了反应整幅图像各块间的整体流动动态信息, 本文对块与块之间采用块区域的局部对比度来反映整体图像的块流势, 并把两种不同局部度量尺度进行区域融合。

#### 4.2.1 区域划分

定义图像平行对比度为:

$$D_{\text{parallel}}^i = (S_{\text{parallel}}^i - \tilde{S}_{\text{parallel}}) / S_{\text{parallel}}^i \quad i = 1, 2, 3, \dots, B$$

其中

$$\tilde{S}_{\text{parallel}} = \sum_{i=1}^B S_{\text{parallel}}^i \quad (14)$$

$S_{\text{parallel}}^i$  为每一个小块平行度描绘子分值,  $B$  为有效块的数目,  $D_{\text{parallel}}^i$  为每一个块的平行对比度。

同样的, 定义图像均匀对比度为:

$$D_{ra}^i = (S_{ra}^i - \tilde{S}_{ra}) / S_{ra}^i \quad i = 1, 2, 3, \dots, B$$

其中

$$\tilde{S}_{ra} = \sum_{i=1}^B S_{ra}^i \quad (15)$$

$S_{ra}^i$  为每一个小块均匀度描绘子分值,  $B$  为有效块的数目,  $D_{ra}^i$  为每一个块的均匀对比度。

在进行图像区域划分时, 可以利用块区域局部对比度将整个图像划分成平滑区域和粗糙区域, 以此可以得到图像的区域划分。

$$b_{\text{paral}}^i = \begin{cases} 1 & D_{\text{paral}}^i < TH_{\text{paral}} \\ 0 & D_{\text{paral}}^i > TH_{\text{paral}} \end{cases}$$

$$b_{ra}^i = \begin{cases} 1 & D_{ra}^i < TH_{ra} \\ 0 & D_{ra}^i > TH_{ra} \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $b_{\text{paral}}^i$  为图像第  $i$  块的平行度标记值,  $b_{ra}^i$  为图像第  $i$  块均匀度标记值,  $TH_{\text{paral}}, TH_{ra}$  为选定阈值。对图像分别进行并行度和均匀度计算及进行标志, 标记值为 0 的块区域, 即为粗糙块区域; 标记值等于 1 的块区域为平滑块区域。对不同局部度量尺度, 其

具体划分步骤如下:

第 1 步: 对块区域分别进行平行度和均匀度计算, 并进行块归属。

第 2 步: 对图像按块区域进行逐行扫描, 找出尚未归属的块区域。

第 3 步: 以该区域为中心检索其周围的相邻区域, 同属一类块类型的就将其合并。

第 4 步: 以新合并的区域为中心, 转第 2 步, 检索新区域的领域, 直到区域不再进行扩张。

第 5 步: 转第 1 步, 直到未发现没有归属的块区域。

#### 4.2.2 区域融合

对不同的局部度量尺度, 经过上述处理以后, 就得到融合区域所需要的不同标记, 再对各个区域做融合处理, 具体流程如图 2 所示。

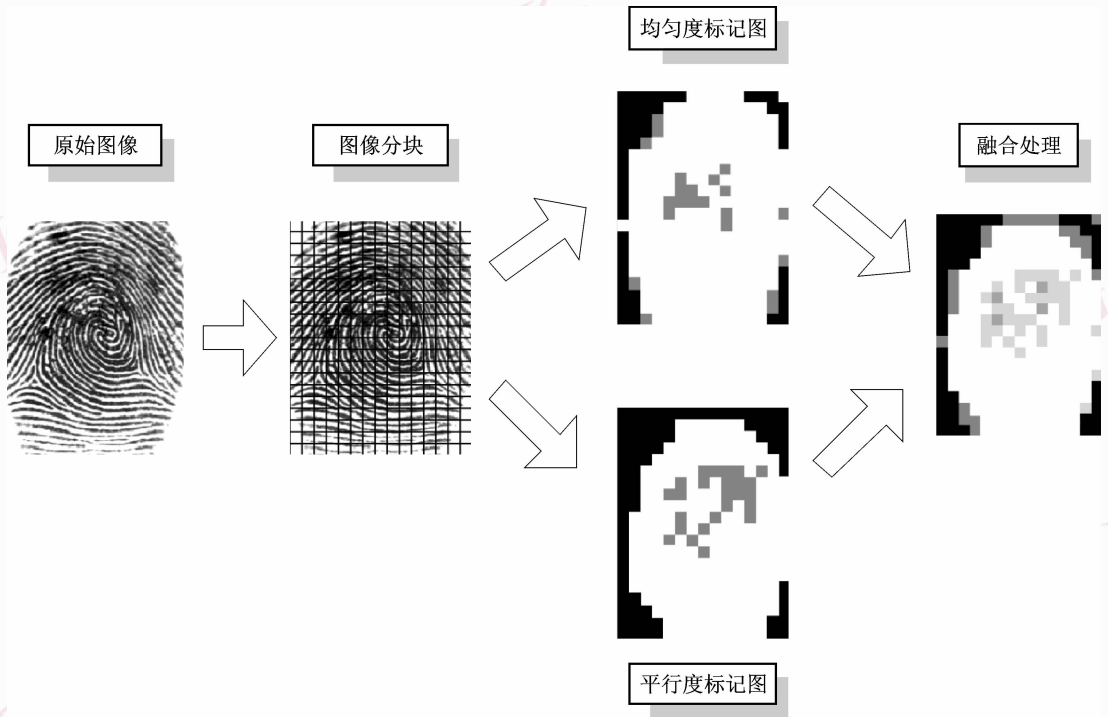


图 2 区域融合

Fig. 2 Area amalgamation

隶属度函数为

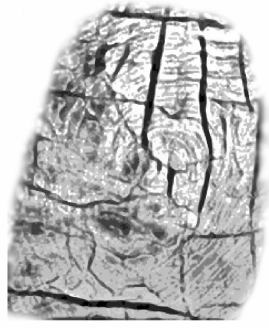
$$F = \begin{cases} N_c & b_{\text{paral}}^i = 1 \&\& b_{ra}^i = 1 \\ N_c & b_{\text{paral}}^i = 0 \&\& b_{ra}^i = 0 \\ N_{cc} & (b_{\text{paral}}^i \parallel b_{ra}^i) = 1 \end{cases} \quad (17)$$

$N_c$  为满足平滑区域的块的个数,  $N_c$  为满足粗

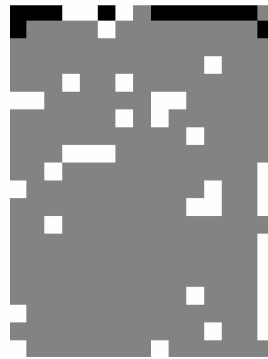
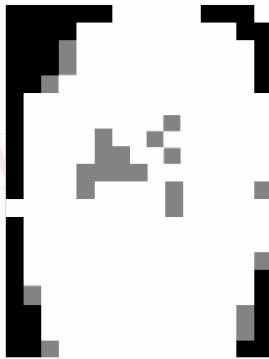
糙区域块的个数,  $N_{cc}$  为次平滑区域的块的个数。

从块的分析中可以得到指纹前景各块的局部度量尺度分别属于 3 类: 平滑块、次平滑块或粗糙块。则根据各块数目, 可得局部分。

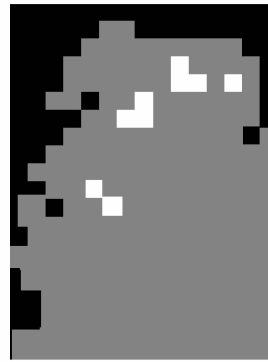
$$S_l = \frac{N_c + N_{cc}}{N_c + N_{cc} + N_c} \quad (18)$$



(a) 3种不同状态的指纹图像



(b)  $S_{\text{para}}$ 因子的区域划分



(c)  $S_{ra}$ 因子的区域划分

图 3 指纹图像不同局部度量的区域划分

Fig. 3 Area partition based on different local measurements of fingerprint images

图 3 表示 3 种不同皮肤状态的指纹图像的  $S_{\text{para}}$ ,  $S_{ra}$  的区域划分,其中黑色区域表示背景块,白色区域表示标志为 1 的前景块,灰色区域表示标志为 0 的前景块。

### 5 分类因子的匹配导向

为了保证分类的严密性和准确性,本文从全局

和局部两方面对图像进行分析判断,可以不必对图像做复杂的前处理,通过对原始图像的判别区分不同类型的图像,这样更保证了图像的不失真,提高了后续匹配效率。

分类因子的匹配导向流程如图 4 所示,具体步骤如下:

第 1 步:对指纹进行 Gabor 滤波,去除一些不必要的干扰的噪声;

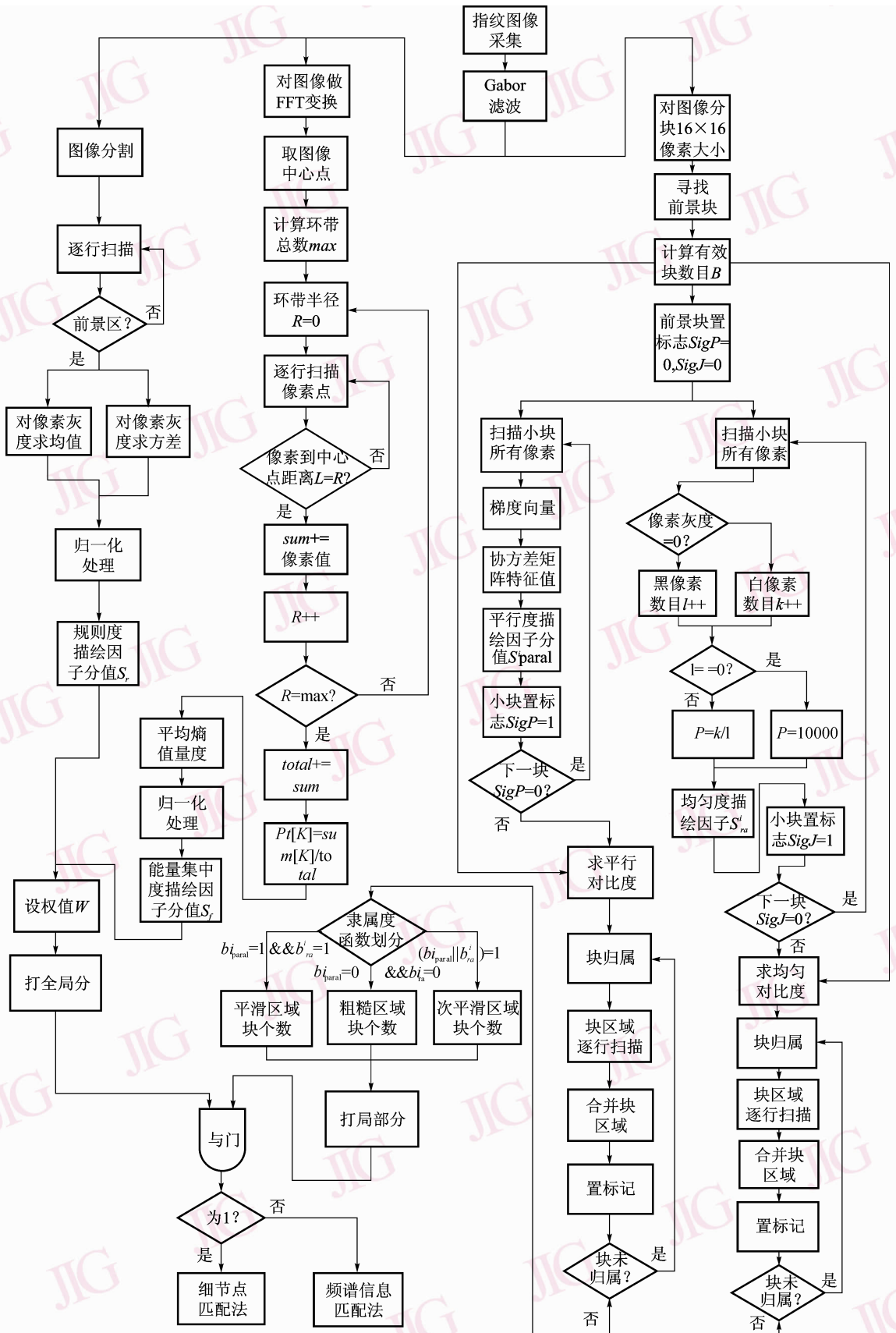


图 4 指纹识别方法分类导向流程

Fig. 4 The direction flow of fingerprint identification method classification

第 2 步:图像分割,并对图像逐行扫描,对图像前景区域所有像素求均值及方差,得出规则度描述因子分值  $S_r$  并进行归一化处理;

第 3 步:对整幅图像做快速傅里叶变换,得到图像功率谱密度矩阵。在功率谱矩阵上进一步提取环特征,对不同半径的环带像素值求和,并把每一个环带的能量标准化定义,用平均熵值度量总和和各环带能量值,得出能量集中度描绘因子分值  $S_f$  并进行归一化处理;

第 4 步:对规则度描绘因子和能量集中度描绘因子设定权值进行整合,并打出全局分,并设阈值,如在阈值之外,置于 0,反之,置于 1;

第 5 步:把图像分成  $16 \times 16$  像素小块,对每一个小块置标记;

第 6 步:求小块梯度向量,得到每小块的协方差矩阵,由协方差矩阵特征值的比值得出每一小块的平行度描绘因子分值  $S_{\text{para}}$ 。扫描所有小块,直至标志完成;

第 7 步:逐行扫描每小块所有像素,统计所有像素灰度值近似为 0 的像素数目  $N_b$  及灰度值近似为 255 的像素数目  $N_w$ ,得出每一小块的均匀度描绘因子分值  $S_{\text{ro}}$ 。扫描所有小块,直至标志完成;

第 8 步:对每一块区域分别进行平行对比度和均匀对比度计算,并进行区域划分和区域融合,打出局部分,并设定阈值,如在阈值之外,置于 0,反之,置于 1;

第 9 步:综合两方面的表现值,用与门来进行最后的判别,若结果为 1 则为细节点匹配方式,结果为 0 则为频谱信息匹配方式。

## 6 实例及结果

为考察本文实验效果,从已建立的活体指纹库中提取了 500 幅指纹图像,采用的指纹采集设备为瑞典 FingerPrintCards 公司的 FPC1011C 指纹传感器,图像采集分辨率为 363 dpi,图像尺寸为  $240 \times 320$ ,256 级灰度图像。

首先对数据库中的 500 幅指纹图像用基于细节点的算法对图像进行识别,其中可以用细节点匹配算法识别的指纹图像有 478 幅,平均匹配时间为 0.43 s。再用基于频域信息的匹配方法进行识别,能够识别的指纹图像为 495 幅,平均匹配时间为 1.3 s。为了测试本文算法,用本文的分类因子对指

纹图像进行分类验证,表 1 以数据库中 3 种典型指纹图像为例,如图 3(a) ~ (c) 所示,显示其每个分类因子以及整合后的局部和全局分值。实验结果如表 2 所示,500 幅指纹图像中导向细节点匹配的图像有 480 幅,导向频谱算法的图像有 20 幅。采用本方法与基于细节点匹配方法相比较,准确率由原来的 95.6% 上升为 99.6%。而匹配时间为 0.72 s,与基于频谱信息算法的 1.3 s 相比,提高了匹配速度。

表 1 3 种典型指纹图像的分类因子值  
Tab. 1 Classification factor of three typical fingerprint images

		图 3(a)	图 3(b)	图 3(c)
全局因子	规则度描绘子	0.576 72	0.750 98	0.775 19
	傅里叶频谱描绘子	0.807 85	0.807 57	0.807 24
	全局总分	0.692 29	0.779 28	0.791 22
	局部总分	0.718 21	0.543 47	0.495 96
分类结果		1(细节点匹配)	0(频谱信息匹配)	0(频谱信息匹配)

表 2 实验结果比较  
Tab. 2 Results comparison

	基于细节点匹配算法	基于频谱信息匹配算法	本文分类因子的导向	
准确率	478 幅 (95.6%)	495 幅 (99%)	498 幅 (99.6%)	导向细节点匹配 480 幅
匹配时间	0.43 s	1.3 s	0.72 s	导向频谱匹配 20 幅

## 7 结 论

近年来随着人们对指纹识别关注度的提高,指纹图像的识别方法是多种多样的,由于不同的指纹识别方法都有其不足之处,没有哪一个识别方法可以完全适应于所有的指纹图像的。而实际应用中,指纹图像千变万化,识别要求又非常高。为了能对不同指纹图像找出最适应的识别方法,本文提出了分类因子概念,从图像全局和局部共同对图像进行分析,获得分类因子值。由于不同的方法有其不同的优点,细节点匹配方法效率高,但对质量太差的指纹很难匹配,而对于频谱信息匹配方法,对任意指纹图像识别准确率高,但其计算效率低。因此根据分类因子可以快速对指纹图像进行分类,在匹配之前



就可以判断出其最适合的识别方法,从而可以选择适合此指纹图像的最短时间和最高识别率的优化组合,提高整体匹配速度和正确率。初步的实验结果证明本文方法的有效性,利用提出的分类因子可以对现有的主要匹配方法进行准确的分类。

### 参考文献 (References)

- 1 Loris Nanni, Alessandra Lumini. A hybrid wavelet-based fingerprint matcher [J]. Pattern Recognition, 2007, **11**(40):3146-3151.
- 2 Isenor D K, Zaky S G. Fingerprint identification using graph matching [J]. Pattern Recognition, 1986, **19**(2):113-122.
- 3 Andrew H K, James M A. Automated fingerprint recognition using structural matching [J]. Pattern Recognition, 1990, **23**(8):893-904.
- 4 Coetzee L, Botha E C. Fingerprint recognition with a neural net classifier [A]. In: Proceedings of the 1st South African Workshop on Pattern Recognition, Cape Town, South African, 1990:33-40.
- 5 Louis Coetzee, Elizabeth B C. Fingerprint recognition in low quality images [J]. Pattern Recognition, 1993, **26**(10):1441-1460.
- 6 Jain A K, Prabhakar S, Hong L, *et al.* Filterbank-based fingerprint matching [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, **5**(9):846-859.
- 7 Benhamadi F, Amirouche M N, Hentous H, *et al.* Fingerprint matching from minutiae texture maps [J]. Pattern Recognition, 2007, **40**(1):189-197.
- 8 Koichi Ito, Hiroshi Nakajima, Koji Kobayashi, *et al.* A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation [J]. IEICE Transactions on Fundamentals, 2004; **E87-A**(3):682-691.
- 9 Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. 2nd ed. Translated by Ruan Qiu-qi, Ruan Yu-zhi. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003:540-543. [Gonzalez R C, Woods R E. 著. 数字图像处理 [M]. (第二版) 阮秋琦, 阮宇智译. 北京: 电子工业出版社, 2003:540-543.]
- 10 Chen Yi, Dass S C, Jain A K. Fingerprint quality indices for predicting authentication performance [A]. In: Proceedings of the 5th International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication, Heidelberg, Germany, 2005:20-22.
- 11 Maio D, Maltoni D, Jain A K, *et al.* Handbook of Fingerprint Recognition [M]. New York, USA: Springer Press, 2003:173-202.
- 12 Luo Xi-ping, Tian Jie. Image enhancement and minutia matching algorithms in automated fingerprint identification system [J]. Journal of Software, 2002, **13**(5):946-956. [罗希平, 田捷. 自动指纹识别中的图像增强与细节匹配 [J]. 软件学报, 2002, **13**(5):946-956.]