

# 基于梯度离散度和互信息准则的 残缺指纹方向场重建融合算法

张 博,景晓军,孙松林,张少乐

(北京邮电大学信息与通信工程学院,北京 100876)

**摘 要:** 针对残缺指纹中方向场的重构,本文提出了一种利用全局方向信息和局部梯度信息的基于互信息准则的方向场融合算法.此算法根据局部梯度信息的竞争性、结合全局方向信息的互补性、冗余性,首先根据局部指纹梯度信息定义离散度,自适应的融合梯度信息,其次运用互信息准则结合指纹全局信息,对残缺部分的方向进行重估和修正.根据融合结果,进行后期指纹 Gabor 滤波和匹配.实验证明了本算法的有效性.

**关键词:** 残缺指纹; 信息融合; 方向场; 梯度离散度; 互信息

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2130-05

## Fusion Algorithm for Incomplete Fingerprint Orientation Field Reconstruction Based on Gradient Dispersion and Mutual Information

ZHANG Bo, JING Xiao-jun, SUN Song-lin, ZHANG Shao-le

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** Based on the global orientation, the local gradient and the mutual information function, a novel fingerprint orientation field fusion algorithm is proposed for incomplete fingerprint orientation field reconstruction. First, according to the properties of competition of the local fingerprint, complementation and redundancy of the global fingerprint, the gradient dispersion function is proposed, adaptively. Then, the fingerprint orientation field of the incomplete area is re-computed and measured by mutual information function. And hence the fusion orientation field is used for Gabor filtering and minutiae matching. The experimental results indicate that the proposed algorithm is effective for incomplete fingerprint.

**Key words:** incomplete fingerprint; information fusion; orientation field; gradient dispersion; mutual information

## 1 引言

指纹识别技术凭借其便于采样、实用性和可行性高的特点,广泛应用于各个领域<sup>[1~3]</sup>.但是对于残缺指纹,如图1,由于有效信息丢失过多、非线性形变严重等,导致识别比较困难.但在一些特殊环境下,对残缺指纹的识别却是非常必要的,因此从指纹识别技术的发展和应用来看,残缺指纹识别是一个亟待解决的问题<sup>[4,5]</sup>.

指纹的脊线方向不但可以为指纹增强和滤波提供有效的方向信息,而且为指纹特征点匹配提供方向信息特征比对<sup>[3,6,8]</sup>.特别在残缺指纹当中,方向场尤为重要.本文利用局部梯度信息和全局方向信息,实现脊线方向的精确计算和优化,并通过互信息准则对污损部分

进行估计和判断,改善提高残缺指纹的脊线方向的正确性,进而提高后续滤波和匹配性能.



图1 残缺指纹

## 2 方向场计算

指纹方向场的计算主要有公式法<sup>[6]</sup>和掩膜法<sup>[7]</sup>.掩膜法虽然简单,但精度不高.因此当前主要应用公式

法计算指纹方向场,如下:

(1)将指纹分成不重叠的  $w \times w$  块,计算每像素  $(i, j)$  的梯度信息  $\partial_x(i, j), \partial_y(i, j)$ ;

(2)估计中心像素点  $(i, j)$  的块局部方向;

$$V_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) \quad (1)$$

$$V_y(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} \partial_x^2(u, v) - \partial_y^2(u, v) \quad (2)$$

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{V_y(i, j)}{V_x(i, j)} \right) \quad (3)$$

通常采用低通平滑滤波消除噪声,如下:

$$\Phi_x(i, j) = \cos(2\theta(i, j)) \quad (4)$$

$$\Phi_y(i, j) = \sin(2\theta(i, j)) \quad (5)$$

$$\Phi'_x(i, j) = \sum_{u=-\frac{w}{2}}^{\frac{w}{2}} \sum_{v=-\frac{w}{2}}^{\frac{w}{2}} H(u, v) \Phi_x(i - wu, j - wv) \quad (6)$$

$$\Phi'_y(i, j) = \sum_{u=-\frac{w}{2}}^{\frac{w}{2}} \sum_{v=-\frac{w}{2}}^{\frac{w}{2}} H(u, v) \Phi_y(i - wu, j - wv) \quad (7)$$

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\Phi'_y(i, j)}{\Phi'_x(i, j)} \right) \quad (8)$$

其中  $H(u, v)$  低通平滑滤波器,  $O(i, j)$  为滤波后以像素  $(i, j)$  为中心的块的方向。

### 3 基于离散度和互信息准则的方向场滤波算法

残缺指纹中通常出现污损、断裂、搭桥或者是成块缺失,基于上述算法无法有效确定块内的主方向,甚至方向计算错误。

#### 3.1 基于梯度离散度的残缺指纹局部方向算法

采用原有算法计算时,利用了块内方向的一致性,每个像素梯度信息“平等”作用于块。但是对于残缺指纹而言,缺失部分很难获得好的梯度信息,传统算法会增加计算误差。为解决残缺指纹方向场局部不确定性的问题,首先引入块内梯度离散度和局部方向偏离度概念。

**定义 1**  $d_{V_x(i, j)}, d_{V_y(i, j)}$  为  $w \times w$  块  $\Omega$  内,像素  $(i, j)$  与  $\Omega$  内其他像素点梯度信息的离散度:

$$d_{V_x(i, j)} = \sqrt{\sum_{(u, v) \in \Omega} (2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) - 2\partial_x(i, j)\partial_y(i, j))^2} \quad (9)$$

$$d_{V_y(i, j)} = \sqrt{\sum_{(u, v) \in \Omega} (\partial_x^2(u, v) - \partial_y^2(u, v) - (\partial_x^2(i, j) - \partial_y^2(i, j)))^2} \quad (10)$$

梯度离散度反映了块内任意一个像素  $(i, j)$  的梯度信息

与块内其他各像素点间梯度信息的差异情况。能够较好的反映块内像素梯度信息的差异性、一致性和方向性。梯度信息的离散度越大,说明该像素的梯度信息在块内差异越大。块的划分过大或过小都会增加误差,这里采用常用的  $8 \times 8$  的块。

**定义 2**  $D_{V_x(i, j)}, D_{V_y(i, j)}$  为指纹某块  $\Omega$  内任意一个像素  $(i, j)$  对于块方向的贡献,定义为方向偏离度。

$$D_{V_x(i, j)} = \frac{d_{V_x(i, j)}}{\sum_{(u, v) \in \Omega} d_{V_x(u, v)}} \quad (11)$$

$$D_{V_y(i, j)} = \frac{d_{V_y(i, j)}}{\sum_{(u, v) \in \Omega} d_{V_y(u, v)}} \quad (12)$$

$D_{V_x(i, j)}, D_{V_y(i, j)}$  主要表达了块内梯度信息的分布,反映了  $(i, j)$  对整块区域方向的影响程度。其越大,对块方向的贡献越大。通过上述定义,可以得到新的块方向信息,如下:

$$G_x(i, j) = \sum_{(u, v) \in \Omega} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) \times D_{V_x(i, j)} \quad (13)$$

$$G_y(i, j) = \sum_{(u, v) \in \Omega} (\partial_x^2(u, v) - \partial_y^2(u, v)) \times D_{V_y(i, j)} \quad (14)$$

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{G_y(i, j)}{G_x(i, j)} \right) \quad (15)$$

在残缺指纹当中,通过本文定义的离散度准则,突出脊线和谷线边缘部分梯度信息,抑制脊线和谷线内部信息,通过定义的偏离度  $D_{V_x(i, j)}, D_{V_y(i, j)}$  可以有效地求出块的主方向。

#### 3.2 残缺指纹全局方向平滑滤波

一般方案采取均值滤波,求邻域内块方向平均值,从而得到整个指纹的方向场。但是处理脊线方向不连续的奇异点时,该算法会模糊奇异点周围的脊线方向。对于残缺指纹,均值滤波在残缺内部的平滑不会改善局部的脊线伪方向;在残缺与相对完整的交界处,相反会扩大残缺部分对脊线方向的影响。针对指纹残缺和奇异点区域,在利用方向一致性的同时,考虑其不连续性和差异性,对之前局部解进行方向平滑,去除差异大或者残缺部分的方向块对周围方向场的影响,称为全局方向平滑滤波。算法如下:

(1)采用  $5 \times 5$  的连续滑动窗口区域为  $\omega$ ,计算窗口中每一块  $(i, j)$  的方向离散度;

(2)通过方向离散度,计算窗口区域方向趋势权值,通过方向趋势权值调整滑动窗口中心块  $(i, j)$  的方向值,即式(20);

$$\Phi'_x(i, j) = \sum_{(u, v) \in \omega} \rho_x(u, v) \cos 2\theta(u, v) \quad (16)$$

$$\Phi'_y(i, j) = \sum_{(u, v) \in \omega} \rho_y(u, v) \sin 2\theta(u, v) \quad (17)$$

$$\rho_x(i, j) = \frac{\left( \sum_{(u, v) \in \omega} |\cos 2\theta(i, j) - \cos 2\theta(u, v)| \right)^{-1}}{\sum_{(i, j) \in \omega} \left( \sum_{(u, v) \in \omega} |\cos 2\theta(i, j) - \cos 2\theta(u, v)| \right)^{-1}} \quad (18)$$

$$\rho_y(i, j) = \frac{\left( \sum_{(u, v) \in \omega} |\sin 2\theta(i, j) - \sin 2\theta(u, v)| \right)^{-1}}{\sum_{(i, j) \in \omega} \left( \sum_{(u, v) \in \omega} |\sin 2\theta(i, j) - \sin 2\theta(u, v)| \right)^{-1}} \quad (19)$$

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\Phi'_y(i, j)}{\Phi'_x(i, j)} \right) \quad (20)$$

本算法通过引入方向离散度,结合方向趋势权值,综合一致性和差异性,调整局部方向计算的结果,得到全局最优估计。

### 3.3 基于熵的指纹局部方向不确定性

通过基于局部和全局的信息的方向场计算方法,可以有效估计出指纹的方向场。但是针对指纹残缺部分,很难有效估计方向场。而越来越多的图像处理和模式识别从信息论角度探讨和研究,并取得了很好的效果。因此,本文引入信息熵来衡量指纹残缺区域中方向生长的不确定性的问题。

**定义 3** 局部区域  $\omega$  中方向的熵:

$$H(\omega) = - \sum_{(i, j) \in \omega} \rho_{O(i, j)} \log(\rho_{O(i, j)}) \quad (21)$$

其中

$$\rho_{O(i, j)} = \frac{\left( \sum_{(u, v) \in \omega} \Delta |O(i, j) - O(u, v)| \right)^{-1}}{\sum_{(i, j) \in \omega} \left( \sum_{(u, v) \in \omega} \Delta |O(i, j) - O(u, v)| \right)^{-1}} \quad (22)$$

$$\Delta |O(i, j) - O(u, v)| = \begin{cases} |O(i, j) - O(u, v)|, & |O(i, j) - O(u, v)| < \frac{\pi}{2} \\ 180 - |O(i, j) - O(u, v)|, & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

为了避免局部极值的出现,又能突出局部方向的差异性,选取局部区域大小为  $7 \times 7$  的块。方向熵衡量了区域中方向的一致性,熵越大,不确定性越大,方向一致性越差,局部区域方向熵是方向概率的不确定性或离散度的度量。

**定义 4** 如图 2 所示,将局部指纹划分为大小为  $7 \times 7$  区域  $A$  和区域  $B$  间,重合区域  $A \cap B$  大小为  $7$

$\times 3$ ,局部区域方向熵分别为  $H(A)$ ,  $H(B)$  和  $H(AB)$ 。当区域  $A$  和  $B$  方向相似时,重合区域的离散度较小,联合熵值较小。反之,联合熵值较大。由于互信息  $I(A, B)$

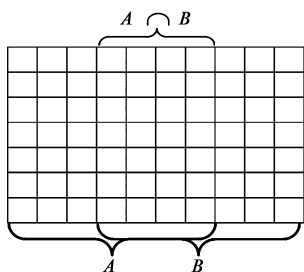


图2 划分局部相邻区域

$= H(A) + H(B) - H(AB)$ 在考虑相邻区域重叠部分联合熵的同时,结合了相邻区域的熵  $H(A)$  和  $H(B)$ ,所以可以作为衡量相邻区域  $A$  和  $B$  相似性的测度。在估计  $A$  的方向场中,将区域中块方向的值作为某个随机变量的采样,当相似或者是  $B$  可以正确估计和修正  $A$  时,两个区域的相关性最大,互信息的值最大;反之,  $B$  不能正确估计和修正  $A$  时,互信息的值就越小。因此我们找到了衡量相邻区域间方向连续性的一个测度。

### 3.4 基于互信息准则残缺区域的方向估计

通过分析,可以利用局部方向互信息描述的方向连续性的测度来估计和修正指纹的残缺部分。假设块  $(i, j)$  为指纹的残缺块,用其周围连续的领域块对其进行重估和修正,如下:

$$\theta(i, j) = \sum_{(u, v) \in \Psi} w_{u, v} \theta(u, v) \quad (24)$$

其中  $\Psi$  是以块  $(i, j)$  为中心的局部指纹块的集合,  $w_{u, v}$  为局部区域内块方向的权值。  $\theta(i, j)$  的期望为:

$$E(\theta(i, j)) = \sum_{(u, v) \in \Psi} w_{u, v} \bar{\theta}(u, v) \quad (25)$$

要使  $E(\theta(i, j))$  为  $\theta(i, j)$  的最佳期望,必须使得  $e_{\theta}(i, j) = \theta(i, j) - E(\theta(i, j))$  最小,当  $e_{\theta}(i, j) = 0$  时,取得最佳估计。即下式取得最小值:

$$e_{\theta}(i, j) = \sum_{(u, v) \in \gamma} w_{u, v}^2 \cdot \sigma_{u, v}^2 = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\eta} \mathbf{w} \quad (26)$$

其中

$$\sigma_{u, v}^2 = E([\theta_{u, v} - \bar{\theta}_{u, v}]^2), \boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \sigma_{u_1, v_1}^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_{u_2, v_2}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_{u_n, v_n}^2 \end{bmatrix},$$

$(u, v) \in \Psi$ 。为得到最佳估计结果  $E(\theta(i, j))$ 。即求出最佳权值组合,需在  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$  下,估计误差最小。采用拉格朗日方法,得到最优解:

$$[w_{u_1, v_1} \ w_{u_2, v_2} \ \cdots \ w_{u_n, v_n}] = \frac{\boldsymbol{\eta}^{-1} \mathbf{e}}{\mathbf{e}^T \boldsymbol{\eta}^{-1} \mathbf{e}}, \mathbf{e} = [1 \ 1 \ \cdots \ 1]^T \quad (27)$$

对于残缺部分方向场的估计和修正,根据指纹方向的连续性,块  $(i, j)$  周围集合  $\Psi$  都对其方向有影响,即块  $(i, j)$  的方向是周围集合  $\Psi$  中块方向的延伸,因此,块  $(i, j)$  方向的最佳估计为:

$$\theta(i, j) = \sum_{(u, v) \in \gamma} w_{u, v} \theta(u, v) \quad (28)$$

$\eta$  是衡量集合  $\Psi$  中所有块与块  $(i, j)$  的差异的指标,  $\sigma_{u, v}^2$  越小,说明块  $(u, v)$  与块  $(i, j)$  的方向一致性越好,反映在权值指标上为大权值  $w_{u, v}$ 。但是因为存在竞争性和差异性,对于那些差异比较大的,不能随意丢弃。权值  $w_{u, v}$  反映的是残缺指纹块方向的一致性、竞争性、

差异性的综合评价指标,可以有效避免局部最优解.

因此,在较为完整区域和残缺部分的交叉区域,以互信息准则为相似性的测度,互信息越大块间方向越相似,从而加强最相似块对残缺部分方向的影响,抑制其他方向;在残缺区域,考虑方向块的差异性和竞争性,以区域方向信息熵作为差异性的指标,加强周围完整块方向对残缺块的影响,抑制残缺块间的影响.将残缺指纹划分为:可信区域块、残缺区域块、可信和残缺交叉区域块.通过分析指纹特有的方向性纹理特征,可知可信区域块的梯度方差较大.残缺区域无方向纹理特征,不但梯度方差小,而且方向一致性好.而可信和残缺交叉区域存在一部分有方向的纹理信息,其方向一致性较差,相对梯度方差较小.计算方法如下:

块 $(i, j)$ 为中心的局部方向一致性度量标准:

$$\text{coh}(i, j) = \frac{(\sum_{(u,v) \in \omega} G_x(u, v)^2 - G_y(u, v)^2)^2 - 4(\sum_{(u,v) \in \omega} G_x(u, v) G_y(u, v))^2}{(\sum_{(u,v) \in \omega} G_x(u, v)^2 + G_y(u, v)^2)^2} \quad (29)$$

块 $(i, j)$ 的梯度方差为:

$$\sigma_x^2(i, j) = \sum_{(m,n) \in \Omega} (2\partial_x(m, n)\partial_y(m, n) - G_x(i, j))^2 D_{V_x(m, n)} \quad (30)$$

$$\sigma_y^2(i, j) = \sum_{(m,n) \in \Omega} (\partial_x^2(m, n) - \partial_y^2(m, n) - G_y(i, j))^2 D_{V_y(m, n)} \quad (31)$$

其中  $G_x, G_y$  通过前面定义的式(13)、(14)计算,  $\Omega$  为块 $(i, j)$ 中所含像素的集合,  $\omega$  为以块 $(i, j)$ 为中心区域块的集合.

通过方向一致性和区域块的方差,我们可以确定需要重新估计和修正的块,条件如下:

(1) 当  $\text{coh}(i, j) > \overline{\text{coh}} \times T_{\text{coh}}, \sigma_x^2(i, j) < T_x, \sigma_y^2(i, j) < T_y$  时,

$$\eta = \begin{bmatrix} H(\omega_{u_1, v_1}) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & H(\omega_{u_2, v_2}) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & H(\omega_{u_n, v_n}) \end{bmatrix}$$

其中  $H(\omega_{u, v})$  为以 $(u, v)$ 为中心的区域  $\omega$  的熵.

(2) 当  $\text{coh}(i, j) < \overline{\text{coh}} \times T_{\text{coh}}, \sigma_x^2(i, j) < T_x, \sigma_y^2(i, j) < T_y$  时,

$$\eta = \begin{bmatrix} I(\omega_{i,j}^0, \omega_{u_1, v_1}^1)^{-1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & I(\omega_{i,j}^0, \omega_{u_2, v_2}^2)^{-1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & I(\omega_{i,j}^0, \omega_{u_n, v_n}^n)^{-1} \end{bmatrix}$$

其中  $I(\omega_{i,j}^0, \omega_{u, n}^n)$  为以 $(i, j)$ 为中心的区域  $\omega^1$  和以 $(u,$

$v)$ 为中心的区域  $\omega^n$  的互信息.

$\text{coh}$  为整个指纹有效块的平均一致性,通过实验,  $T_{\text{coh}}^1, T_{\text{coh}}^2$  取 0.4 和 1.4,  $T_x, T_y$  取 15. 根据上述条件,通过式(24)估计和修正指纹残缺部分的块方向.

## 4 仿真实验

为验证提出算法的可靠性和有效性,采用 FVC2004 库指纹,分别用已有算法和本算法计算指纹的方向场,并量化为 12 个方向.

如图 3 所示, (c) 左图奇异点附近(图的中心区域)方向性明显比 (b) 左图中强. (c) 中图在残缺部分(右上)更为平滑更能反映脊线的连续性, 而且没有出现 (b) 中图方向的差异性; (c) 右图比 (b) 右图更符合原有指纹脊线方向的趋势. 与原有算法相比, 本文算法能够为后续处理和匹配提供更为有效的信息.

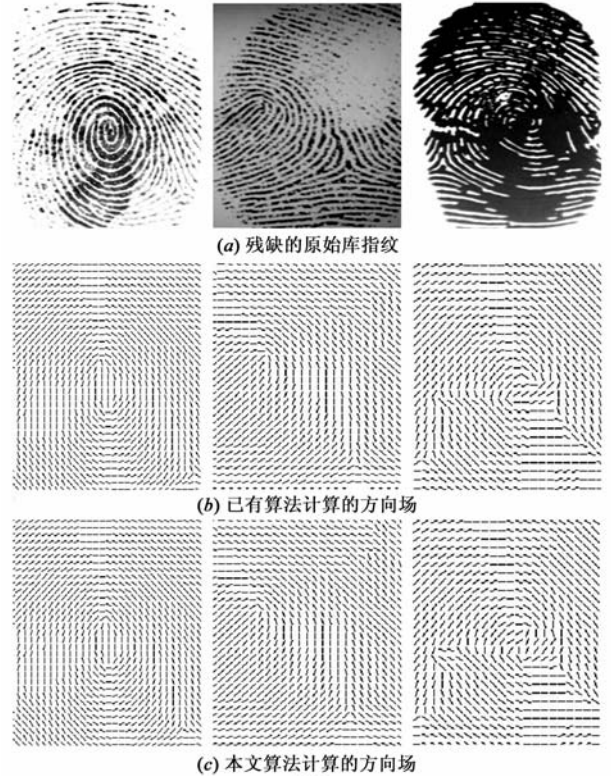


图3

为了验证可靠性,首先用 Gabor 64-filter-bank 计算图 3 中 (a) 的原始方向场,并与第 2 节和我们设计的算法作比较,求归一化均方误差 NMSE. NMSE 计算如下:

$$\text{NMSE} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (g(i, j) - f(i, j))^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (f(i, j))^2} \quad (32)$$

其中,  $g(i, j), f(i, j)$  分别为待验证算法和用 Gabor 64-filter-bank 计算的方向信息. 性能对比结果如表 1 所示, 本文算法能够改善残缺指纹的方向场, 特别当原始指

纹很差时,比如图 3(a)右图,本文算法的效果更明显。

为了说明本文算法在残缺区域以及奇异点周围的可靠性,本文采用 Gabor 滤波器对图 3(a)左右图分别增强。如图 4,圈中部分证明了本算法对于残缺指纹的脊线方向计算的有效性。

表 1 仿真实验中两种算法性能比较

图 3(a)	左	中	右
原有算法	0.0890	0.1105	0.0715
本文算法	0.0884	0.1101	0.0708



(a) 原有算法增强的结果



(b) 本文算法增强的结果

图 4

## 5 结束语

指纹图像的方向场的正确与否直接影响着匹配识别的结果。本算法基于局部和全局梯度信息,在局部块内梯度信息一致性的基础上,利用差异性解决残缺指纹局部方向的不确定性,确定局部指纹主方向;针对指纹残缺区域和奇异点区域,综合考虑一致性、竞争性和差异性,对求得的局部方向场进行全局滤波,避免因为均值滤波落入局部最优。本算法针对较为完整区域和残缺部分的交叉区域,以互信息准则作为相似性的测度,加强最相似块对残缺部分方向的影响,抑制其他方向;在残缺区域,以方向信息熵作为方向差异性的指标,加强周围完整块方向对残缺块的影响,抑制残缺块间的影响。最后通过方向信息熵和互信息准则对残缺部分方向进行重估和修正。本算法较好地改善了残缺指纹的方向场,且当残缺指纹质量较差时,比起传统的算法,能够最大可能的估计残缺部分的方向场。

## 参考文献

- [1] D Maio, D Maltoni, A K Jain, S Prabhakar. Handbook of Fingerprint Recognition (Second Edition) [M]. London: Springer, 2009.
- [2] S Pankanti, S Prabhakar, A K Jain. On the individuality of fin-

gerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(8): 1010 – 1025.

- [3] Hong L, Wan Y, Jain A. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777 – 789.
- [4] Jianjiang Feng, A K Jain. Filtering large fingerprint database for latent matching [A]. Proc of the 19th International Conference on Pattern Recognition [C]. United States: Inst of Elec and Elec Eng Computer Society 2008. 1 – 4.
- [5] A K Jain, Jianjiang Feng, K Nandakumar. Fingerprint matching [J]. Computer IEEE Computer Society, 2010, 43(2): 36 – 44.
- [6] A K Jain, S Prabhakar, L Hong, S Pankanti. Filterbank-based fingerprint matching [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(5): 846 – 859.
- [7] 聂桂军, 吴陈, 叶锡君, 徐荣青. 基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的指纹分类 [J]. 电子学报, 2006, 34(5): 947 – 952.
- Nie Guijun, Wu Chen, Ye Xijun, Xu Rongqing. Fingerprint classification based on both continuously distributed directional image and modified version of Poincaré Index [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5): 947 – 952. (in Chinese)
- [8] Tsai-Yang jea, Venu Govindaraju. A minutia-based partial fingerprint recognition system [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10): 1672 – 1684.

## 作者简介



张 博 男, 陕西宝鸡人, 现为北京邮电大学信息与通信工程学院博士研究生。主要研究方向: 信息融合、信号处理、图像处理。联系地址: 北京邮电大学 317 信箱。

E-mail: zb.bupt@gmail.com



景晓军 男, 北京人, 现为北京邮电大学信息与通信工程学院教授, 博士生导师。1999 年获国防科技大学通信与信息系统专业博士学位。研究方向: 信息融合、模式识别、图像处理。

E-mail: jxiaojun@bupt.edu.cn

孙松林 男, 山东青岛人, 现为北京邮电大学信息与通信工程学院副教授。2003 年获北京邮电大学通信与信息系统专业博士学位。研究方向: 无线多媒体通信与信号处理、嵌入式系统。

E-mail: slsun@bupt.edu.cn

张少乐 女, 陕西渭南人, 现为北京邮电大学信息与通信工程学院硕士研究生。研究方向: 模式识别。