

一种基于机器学习的指纹纹路方向计算方法

祝恩 殷建平 张国敏 胡春风

(国防科学技术大学计算机学院 长沙 410073)

(nudit-en@263.net)

Fingerprint Ridge Orientation Estimation Based on Machine Learning

Zhu En, Yin Jianping, Zhang Guomin, and Hu Chunfeng

(School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Fingerprint recognition is a method for biometric authentication. Fingerprint image consists of interleaving ridges and valleys. Ridge termination and bifurcation, uniformly called minutia, are generally used for fingerprint matching. Automatic fingerprint recognition typically goes through a series of processes, including ridge orientation estimation, segmentation, enhancement, minutiae detection and matching. Ridge orientation is one of the fundamental features of a fingerprint image. And orientation estimation is the basis of fingerprint recognition, since it serves for segmentation, enhancement, minutiae extraction and matching. Most existing orientation estimation methods are based on the characteristic of pixel intensity in a block. In this paper neural network is used to learn the ridge orientation. At the training stage, the correct orientations are fed into the network as positive samples, and the incorrect orientations are fed into the network as negative samples. The trained network has the property of responding to true ridge orientation with a large value and of responding to the false ridge orientation with a small value. When estimating fingerprint ridge orientation, the responded values to each orientation at each image block are used to compute the fingerprint orientation field. The proposed method turns out to be more robust than the existing method.

Key words biometric authentication; fingerprint recognition; ridge orientation; neural network; low-pass filtering

摘要 纹路方向是指纹图像的基本特征,而方向计算是指纹识别的基础,特征提取和匹配的过程中都需要用到方向。目前大多数纹路方向计算方法都是基于像素之间的灰度关系的。提出了一种用神经网络学习纹路方向的方法。对于正确的纹路方向,该网络的响应值较大;对于错误的纹路方向,该网络的响应值较小。计算指纹图像的方向场时,对于每个纹路图像块,计算网络在各个方向上的响应值,基于每个图像块在每个方向上的响应值可以计算出整个图像的方向场。该方法比现有方法更能正确地计算指纹图像方向场。

关键词 生物认证;指纹识别;纹路方向;神经网络;低通滤波

中图法分类号 TP391

指纹识别是生物认证的方法之一。近年来,指纹识别已经取得了许多进展,但指纹识别的各关键技术仍期待被进一步深入研究,以提高系统的速度、

稳定性和正确率等。指纹匹配通常需要经过纹路方向计算、图像分割、增强、纹路和节点提取以及特征匹配等过程。指纹图像由纹路和纹谷交替排列而

成, 纹路方向是指纹图像的基本特征, 指纹匹配的每个阶段几乎都要使用纹路方向. 大多数的纹路方向计算方法是基于像素之间灰度关系特征的^[1-16]. Kawagoe 等人^[1]定义了 5 种 2×2 的像素模式, 其中 4 种模式分别与 0° 、 45° 、 90° 和 135° 对应, 每个局部图像块的平均纹路方向可以通过对位于图像块内的像素模式进行直方图统计而计算. Mehtre 等人^[2]针对每个像素计算 8 个离散方向上灰度差异, 将差异最小的方向视为该像素处的方向. Hung^[3]和 Kovacs-Vajna 等人^[4]先将图像二值化, 从而图像中的像素分为纹路像素和非纹路像素, 计算每个像素沿着 16 个离散方向的像素类型一致性, 一致性最好的方向作为该像素处的方向. Sherlock 等人^[5]将图像分割成互不重叠的大小为 32×32 的块, 计算每个块在 16 个离散方向上的投影, 沿着与纹路垂直方向得到投影信号的方差最大. Nagaty 等人^[6]使用层次化的神经网络计算纹路方向. Rao 等人^[7]将图像分块, 使用一组微分算子计算图像块的平均纹路方向, 如果微分算子与纹路模式平行, 则微分模式将含有大量的 0. Halici 等人^[8]在每个像素处针对 8 个走向计算每个走向上的灰度和, 并进一步计算其与最大灰度和与最小灰度和以及该像素处灰度值的关系而可以计算出该像素处的纹路方向, 图像块的纹路方向则可以计算为该块内各像素对应方向的平均方向. 黄贤武等人^[9]沿着每个方向计算灰度变化, 沿着纹路方向的灰度变化最小, 沿着垂直方向的灰度变化最大. Donahue 等人^[10]使用类似梯度的算子估计每个 2×2 像素模式的方向. 基于梯度的纹路方向计算方法是目前最为广泛使用的主流的方法^[11-16], 该方法计算每个像素处的梯度向量, 向量的方向意味着在该像素处沿着该方向的灰度变化最快, 向量的长度表示变化的大小. 基于梯度的方法计算出的纹路方向主要由纹路边缘像素决定, 因为纹路边缘像素的梯度相对较大. 某一图像块内各像素的梯度向量平方和的方向的二分之一即为纹路的垂直方向. 取梯度向量的平方是为了防止纹路两边的梯度向量因为方向相反而相互抵消. 基于梯度的方法容易受噪声干扰而产生错误方向, 为了纠正错误方向, 常采用低通滤波方法^[11]对方向场进行平滑. Kamei 等人^[17]采用傅立叶分析方法计算纹路方向, 一个局部纹路图像块经过傅立叶变换后, 在频域上会呈现两个峰值, 如图 1 所示, 其连线的走向会和纹路方向垂直. 有的纹路方向计算方法则通过建立指纹图像方向场模型来对方向场进行全局的估计. Sherlock

等人^[18]根据奇异点(包括核心点与三角点)的位置来生成方向场, 但奇异点位置相同的指纹图像完全可能具有不同的方向场. Vizcaya 等人^[19]和 Araque 等人^[20]对这种方法进行了改进. 方向场模型可以用于指纹图像的自动合成^[20-21]. 由于方向模型依赖奇异点, 无法处理和预测不含奇异点的指纹图像的纹路方向. 因此, Gu 等人^[22]和 Zhou 等人^[23]结合梯度方法和模型方法, 建立奇异点附近区域的方向场模型, 同时用 LMS 方法对非奇异点区域的方向进行平滑处理, 该方法依赖对奇异点位置和方向的准确计算.

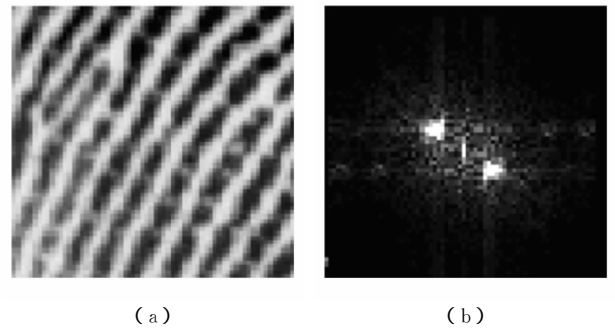


Fig. 1 Fourier transform of fingerprint image. (a) Original image and (b) Fourier power spectra.

图 1 指纹图像的傅立叶变换. (a) 原图像 (b) 傅立叶变换后的图像

低质量指纹图像纹路方向的准确计算仍然是指纹识别中的一个难题. 基于梯度的方法对纹路方向的计算是基于纹路边缘像素的梯度和纹路方向垂直这一事实, 但低质量图像区域中往往大多数边缘像素的梯度方向不垂直于纹路方向, 从而导致计算出错误的纹路方向. 基于方向场模型的方法都在某种程度上依赖奇异点位置和方向的正确计算, 而奇异的准确定位和方向计算又依赖于方向场的计算. 为了能正确计算低质量指纹图像的纹路方向, 本文提出了基于机器学习的纹路方向计算方法, 该方法延续文献[24]的工作, 其中提出了用神经网络学习和判断用某种方法计算出来的纹路方向的正确性从而计算图像质量的方法.

1 方向计算

文献[24]提出了基于 BP 神经网络的指纹图像质量计算方法(下面提到的网络或神经网络都是指文献[24]中经过训练的网络), 其网络对高质量纹路

图像块和可恢复的纹路图像块的正确纹路方向有较大的响应值,而对错误的纹路方向或非纹路图像块和不可恢复的纹路图像块的方向有较小的响应值.对于每个图像块,可以计算出一个特征向量 C_1, C_2, \dots, C_{11} [24]作为网络的输入,网络的输出为对该向量的响应值.向量 C_1, C_2, \dots, C_{11} 的后7个元素与方向相关,因此 C_1, C_2, \dots, C_{11} 是与方向相关的特征向量,而网络的输出代表该方向为真实的纹路方向可能性.假设指纹图像被分割成互不重叠的图像块,用 $W(i, j)$ 表示第 i 行第 j 列的块.将纹路方向量化为16个方向:第 k 个方向为 $k \cdot \pi/16$ ($0 \leq k < 16$).对于每个图像块可以计算出16个向量 $C_1, C_2, \dots, C_{11}^k$ ($0 \leq k < 16$),每个向量对应一个方向, $C_1, C_2, \dots, C_{11}^k$ 与方向 $k \cdot \pi/16$ 对应,将这16个向量分别输入到网络中会分别得到16个不同的响应值.这样,对于每个图像块可以得到16个响应值,通常,与纹路方向接近的方向对应的响应值较大,而其他响应值较小,基于神经网络对每个图像块在16个方向上的响应值,可以对整个图像的方向场进行估计.

下面用 i 表示方向 $i\pi/16$,设 W 为图像块,用 $Net(W, i)$ 表示网络对图像块 W 在方向 $i\pi/16$ 上的响应值,即将在 W 的第 i 个方向 $i\pi/16$ 上计算出的

向量 $C_1, C_2, \dots, C_{11}^i$ 输入网络得到的响应值.计算图像 I 的方向场的步骤为

- 1) 计算图像 I 在每个方向(共16个方向)上的响应场;
- 2) 在方向域上对响应场进行低通滤波;
- 3) 在图像域上对响应场进行低通滤波;
- 4) 方向选择.

1.1 响应场计算

用 $R[k] (k=0, 1, 2, \dots, 15)$ 表示网络对图像 I 在第 k 个方向 $k\pi/16$ 上的响应场, $R[k](i, j) = Net(W(i, j), k)$ 表示网络对 $W(i, j)$ (第 i 行第 j 列)在第 k 个方向上的响应.图像2给出了对图像 FVC2000_DB1_104_8 分别在16个方向上 ($0, \pi/16, \pi/8, 3\pi/16, \pi/4, 5\pi/16, 3\pi/8, 7\pi/16, \pi/2, 9\pi/16, 5\pi/8, 11\pi/16, 3\pi/4, 13\pi/16, 7\pi/8$ and $15\pi/16$) 的响应场的灰度表示,图2中每个方向对应的响应场图像中的白色区域表示该区域的纹路方向很可能是该响应场所对应的方向.由于纹路方向是缓慢变化的,所以响应场图像中灰度较亮的孤立块或灰度较黑的孤立块是因为网络对错误纹路方向错误地产生较大的响应值或对正确的纹路方向错误地产生较小的响应,这些错误可以通过两次低通滤波(第1.2节和第1.3节)进行纠正.

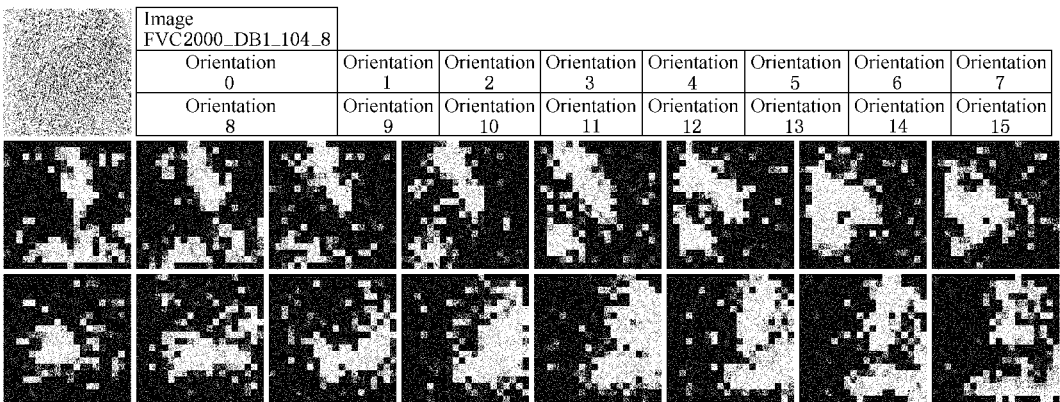


Fig. 2 The responded value field by the network on 16 orientations of the image FVC2000_DB1_104_8.

图2 图像 FVC2000_DB1_104_8 在16个方向上的网络响应场

1.2 方向域低通滤波

对于某些低质量的图像块在非纹路方向上可能会有较大的响应值,这些具有较大响应值的错误方向通常比较孤立,表现为图2中孤立的灰度较亮的块.这些方向的相邻方向上的响应值通常较小,而正确的纹路方向及其相邻方向上的响应值通常较大,所以通过在方向域上对响应值进行低通滤波可以部

分地抑制错误方向上较大的响应值.网络有时对正确的纹路产生较小的响应值,而对接近正确纹路方向的方向产生较大的响应值,通过低通滤波可以将正确纹路方向上的响应值增强.图像块 $W(i, j)$ 的响应值 $R[k](i, j) (k=0, 1, 2, \dots, 15)$ 可以在方向域上进行低通滤波得到 $R[k](i, j) (k=0, 1, 2, \dots, 15)$,如式(1)所示,其中 $\omega(u)$ 为低通滤波器.图

3 给出了对图 2 在方向域上进行低通滤波的结果, 从中可以看出, 在图 2 中孤立的灰度较亮(对应孤立的大响应值)的块得到了一定的抑制。

$$R[k][i, j] = \sum_{u=-1}^1 \omega(u) \cdot R[k+u][i, j] \quad (1)$$

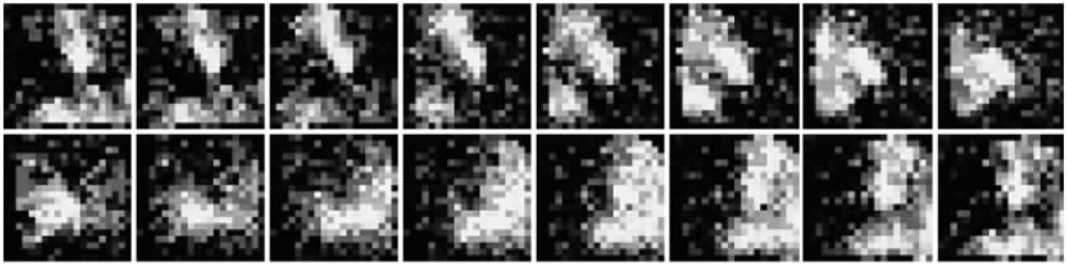


Fig. 3 Low-pass filtered results of fields in Fig.2 on the orientation domain.

图 3 对图 2 的响应场在方向域上进行低通滤波的结果

1.3 图像块域低通滤波

虽然经过方向域低通滤波的响应场相对低通滤波之前其噪音信号有所抑制, 但明显地, 经过方向域低通滤波的响应场(图 3)仍然不够平滑。相邻纹路图像块的纹路方向是缓慢变化的, 因此可以采用二维低通滤波器在图像块域对响应场进行低通滤波, 以使得响应值在相邻块之间的变化变得平滑(与纹路方向的平滑变化相对应)。式(2)给出了在图像块

域进行二维低通滤波的过程, 其中 $R[k][i, j]$ 表示低通滤波后图像块 $W(u, v)$ 在第 k 个方向上的响应值:

$$R[k][i, j] = \sum_{u=-1}^1 \sum_{v=-1}^1 \bar{\omega}(u, v) \times R[k][i+u, j+v]. \quad (2)$$

图 4 给出了对图 3 在图像块域进行二维低通滤波的结果:

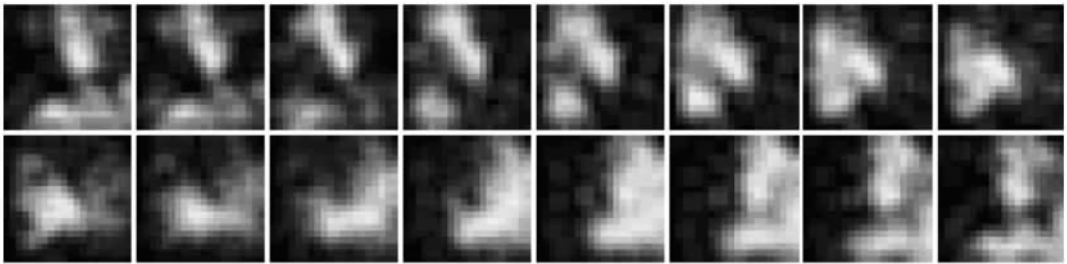


Fig. 4 Low-pass filtered results of fields in Fig.3 on the image block domain.

图 4 对图 3 的响应场在图像块域上进行低通滤波的结果

1.4 方向选择

每个图像块具有 16 个在方向域和图像块域经过低通滤波的网络响应值, 分别对应于 16 个量化的纹路方向。方向选择就是对每个图像块从 16 个经滤波后的响应值中选择最大者所对应的方向作为该

图像块的纹路方向, 如式(3)和式(4)所示:

$$R[k][i, j] = \max(R[l][i, j] | 0 \leq l \leq 15), \quad (3)$$

$$O(W(i, j)) = k \times \pi / 16. \quad (4)$$

图 5 给出了图像 FVC2000_DB1_104_8 的最后方向选择结果。



Fig. 5 Orientation selection result for FVC2000_DB1_104_8.

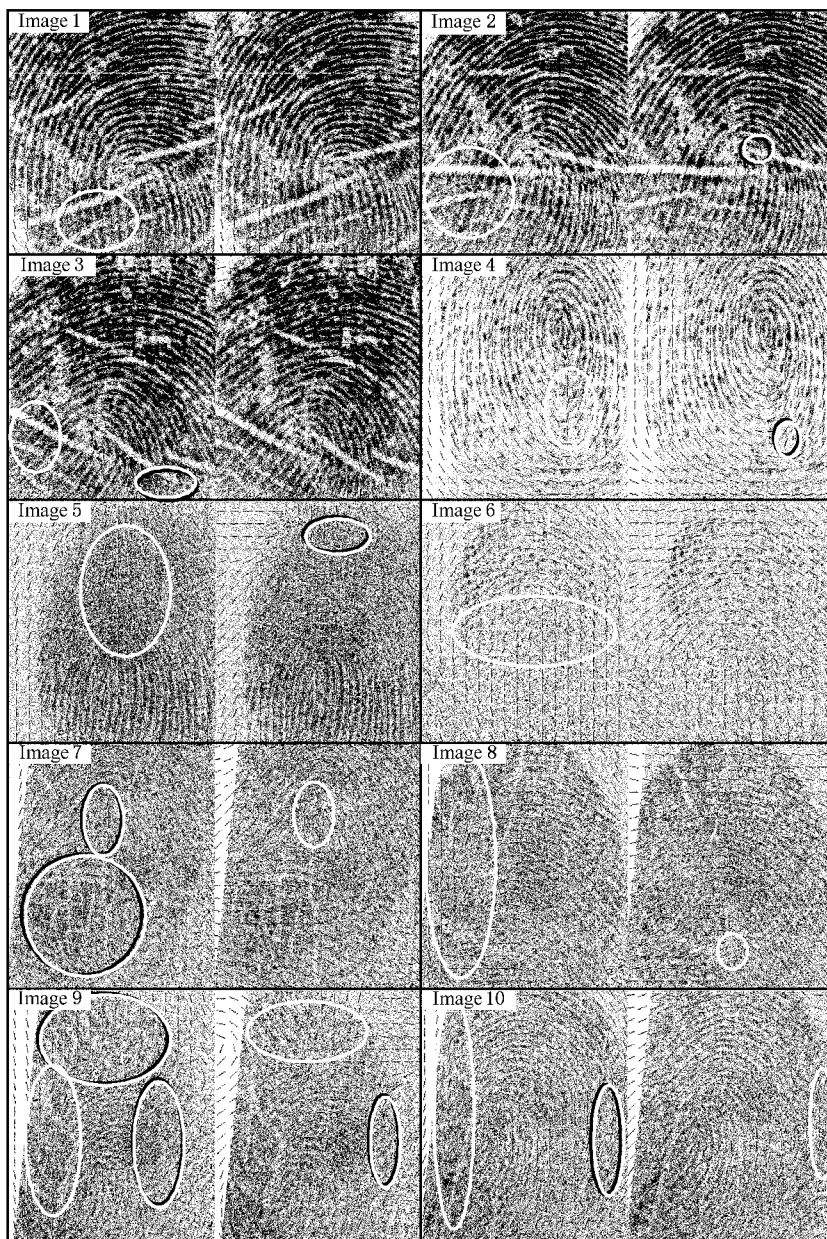
图 5 图像 FVC2000_DB1_104_8 的方向选择结果

2 实 验

本节对两种方向计算方法进行比较: 方法 A 为基于梯度的方法^[11-16], 并用 Guass 低通滤波器对方向场进行低通滤波^[11]; 方法 B 为本文方法。纹路方向计算方法的好坏很难直接精确地进行估计, 可以通过计算特征提取的正确率来评价方向计算方法, 但特征提取不仅和方向计算有关还和图像分割以及

纹路增强相关 ;也可以将某种方法计算出来的方向场与手工标记出来的方向场进行比较并计算其偏差来评价该方法方向计算的好坏 ,而某种方法计算出来的纹路方向和真实纹路方向之间的差异可以从视觉上明显地观察出来 . 所以 ,我们可以统计纹路区域中计算出来的纹路方向与真实纹路方向具有明显差异的纹路图像块的数量来估计该方法方向计算的好坏 ,计算方向与真实方向有明显差异的图像块越少 ,则该方法的正确率越高 . 实验中采用 10 幅指纹

图像 ,如图 6 所示 ,图 6 给出了两种方向对每幅图像的方向计算结果 ,左边为方法 A 的结果 ,右边为本文方法的结果 ,图中用圆围起来的区域是其计算纹路方向与真实纹路方向有明显差异的区域 . 对于每个图像的方向计算结果 ,计算方向中与真实方向有明显差异的数量的统计结果如表 1 所示 . 从图 6 和表 1 可以看出 ,本文方法提高了方向计算的正确性 . 算法 A 和算法 B 在实验图像上的平均时间分别为 84ms 和 137ms ,测试平台为 Intel PC 1.86GHz ,算法



The dotted circles indicate that the orientations in circled region are incorrect , and vice versa

Fig. 6 Comparison of orientation estimation between method A (left column) and method B (right column).

图 6 方法 A 和方法 B 的方向计算结果比较

B 比算法 A 所需时间多, 因为算法 B 需要较多的时间用于计算每个图像块在每个方向上的网络响应。

Table 1 Block Counts of Incorrect Orientation

表 1 非正确方向的数量统计

Image	The Number of Ridge Blocks of Incorrect Orientation	
	Method A	Method B
image 1	25	0
image 2	18	3
image 3	15	0
image 4	10	2
image 5	60	15
image 6	62	0
image 7	84	8
image 8	52	8
image 9	145	70
image 10	30	22

3 结 论

纹路方向计算是指纹识别中的基础步骤, 本文提出了基于文献[24]用神经网络计算纹路方向的方法, 该方法计算每个图像块在各个方向上网络响应值并对其进行两次滤波平滑处理, 然后根据平滑处理后的响应值对每个图像块进行方向选择。实验证明, 该方法能够提高指纹图像纹路方向计算的正确性。

参 考 文 献

- [1] M Kawagoe, A Tojo. Fingerprint pattern classification[J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295-303
- [2] B M Mehre, N N Murthy, S Kapoor. Segmentation of fingerprint images using the directional image[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(4): 429-435
- [3] D C D Hung. Enhancement and feature purification of fingerprint images[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(11): 1661-1672
- [4] Z M Kovacs-Vajna, R Rovatti, M Frazzoni. Fingerprint ridge distance computation methodologies[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(1): 69-80
- [5] B G Sherlock, D M Monro, K Millard. Fingerprint enhancement by directional Fourier filtering[J]. IEEE Proc Vision Image Signal Processing, 1994, 141(2): 87-94
- [6] K A Nagaty. On learning to estimate the block directional image of a fingerprint using a hierarchical neural network[J]. Neural Networks, 2003, 16(1): 133-144
- [7] K Rao, K Black. Type classification of fingerprints: A syntactic approach[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(3): 223-231
- [8] L Halici, G Ongun. Fingerprint classification through selforganizing feature maps modified to treat uncertainties[J]. Proceedings of the IEEE, 1996, 84(10): 1497-1512
- [9] Huang Xianwu, Su Pengcheng, Bai Peiquan. Algorithm for an automatic fingerprint identification system based on oriented filtering and segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(8): 829-834 (in Chinese)
(黄贤武, 苏鹏程, 柏培权. 基于方向滤波分割的指纹自动识别系统算法[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(8): 829-834)
- [10] M J Donahue, S I Rokhlin. On the use of level curves in image analysis[J]. Image Understanding, 1993, 57(2): 185-203
- [11] L Hong, Y F Wang, A K Jain. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777-789
- [12] N Ratha, S Chen, A K Jain. Adaptive flow orientation-based feature extraction in fingerprint images[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(11): 1657-1672
- [13] A M Bazen, S H Gerez. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 905-919
- [14] D Maio, D Maltoni. Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(1): 27-39
- [15] A Almansa, T Lindederg. Fingerprint enhancement by shape adaptation of scale-space operators with automatic scale selection[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(12): 2027-2042
- [16] Zhan Xiaosi, Ning Xinbao, Yin Yilong, et al. The algorithm for distilling fingerprint orientation in the multi-level block size[J]. Journal of Nanjing University, 2003, 39(4): 476-482 (in Chinese)
(詹小四, 宁新宝, 尹义龙, 等. 多级分块尺寸下的指纹方向信息提取算法[J]. 南京大学学报, 2003, 39(4): 476-482)
- [17] T Kamei, M Mizoguchi. Image filter design for fingerprint enhancement[C]. The Int'l Symp on Computer Vision (ISCV '95), Coral Gables, Florida, 1995
- [18] B Sherlock, D Monro. A model for interpreting fingerprint topology[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(7): 1047-1055
- [19] P Vizcaya, L Gerhardt. A nonlinear orientation model for global description of fingerprints[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(7): 1221-1231
- [20] J Araque, M Baena, B Chalela, et al. Synthesis of fingerprint images[C]. Int'l Conf on Pattern Recognition, Quebec City, 2002

- [21] R Cappelli , D Maio , D Maltoni . Synthetic fingerprint image generation [C] . Int ' l Conf on Pattern Recognition , Barcelona , Spain , 2000
- [22] J Gu , J Zhou , D Zhang . A combination model for orientation field of fingerprints [J] . Pattern Recognition , 2004 , 37 (3) : 543-553
- [23] J Zhou , J Gu . Modeling orientation fields of fingerprints with rational complex functions [J] . Pattern Recognition , 2004 , 37 (2) : 389-391
- [24] E Zhu , J P Yin , C F Hu , *et al.* . Quality estimation of fingerprint image based on neural network [C] . In : Proc of Int ' l Conf on Natural Computing , LNCS 3611 . Berlin : Springer , 2005 . 65-70



Zhu En , born in 1976 . Received his M . S . degree and Ph . D . degree in computer science from the National University of Defense Technology , China , in 2001 and 2005 respectively . His main research

interests include pattern recognition , image processing , and information security .

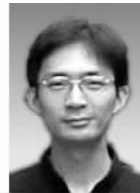
祝 恩 ,1976 年生 ,博士 ,主要研究方向为模式识别、图像处理和信息安全等 .



Yin Jianping , born in 1963 . He has been professor of the National University of Defense Technology since 1998 . Ph . D . supervisor . His main research interests include artificial intelligence , pattern recognition , algorithm design , and

information security .

殷建平 ,1963 年生 ,教授 ,博士生导师 ,主要研究方向为算法设计与分析、人工智能、模式识别、信息安全等(jpyin@nudt . edu . cn) .



Zhang Guomin , born in 1980 . Ph . D . candidate . His main research interests include pattern recognition and image processing .

张国敏 ,1980 年生 ,博士研究生 ,主要研究方向为模式识别和图像处理 .



Hu Chunfeng , born in 1982 . Ph . D . candidate . His main research interests include pattern recognition and image processing .

胡春风 ,1982 年生 ,博士研究生 ,主要研究方向为模式识别和图像处理 .

Research Background

Fingerprint recognition is one of the popular methods of biometric authentication . Although many advances have been made on fingerprint recognition , it is still a challenging pattern recognition problem . There are two typical stages for fingerprint recognition : feature extraction and matching . Orientation field estimation is the basis of fingerprint recognition , since the accuracy of feature extraction heavily relies on the ridge orientation estimation . Most existing orientation estimation methods are based on the characteristic of pixel intensity in a block . In this paper neural network is used to learn the ridge orientation . The trained network has the property of responding to true ridge orientation with a large value and responding to the false ridge orientation with a small value . When estimating fingerprint ridge orientation , the responded values to each orientation at each image block are used to compute the fingerprint orientation field . The proposed method turns out more robust than the existing method . This work is sponsored by the National Natural Science Foundation of China (①60603015 ; ②60373023) .