

JIG

一种新的指纹匹配方法

王业琳 宁新宝 尹义龙

(南京大学电子科学与工程系,南京大学银佳生物识别技术研究所,生物医学电子工程研究所,南京 210093)

摘要 针对基于点模式匹配的指纹匹配算法速度较慢的现状,设计了一种新的指纹匹配方法,即利用纹线匹配技术来寻找基准点对的指纹匹配算法。该算法首先基于指纹纹线的相似程度寻找一对基准特征点;然后根据基准点对的坐标,计算两幅指纹图象(模板图象、待识图象)的相对平移和旋转参数,并将待识图象相对于模板图象进行图象姿势纠正;最后使用坐标匹配的方法统计两幅图象能够匹配的特征点数目,以实现两枚指纹的匹配。实验证明,该算法匹配速度很快,误识率低,准确性高,并具有图象旋转平移不变性。对面积适中的指纹图象,匹配结果可以满足在线应用的需要。该算法有望发展成为一种实用、有效的指纹匹配技术。

关键词 计算机图象处理(520·6040) 指纹匹配 纹线匹配 纹线离散采样 基准特征点

中图法分类号: TP391 Q-334 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2003)02-0203-06

A New Fingerprint Matching Algorithm

WANG Ye-lin, NING Xin-bao, YING Yi-long

(Electronic Science & Engineering Department of Nanjing University, Nan-Winca Institute of Biometrics,
Institute of Biomedical Electronic Engineering, Nanjing 210093)

Abstract Because the fingerprint matching algorithm based on point pattern matching is not quick enough, a new fingerprint matching algorithm is presented here. Lines matching technique is used in the algorithm for seeking pairs of reference minutiae. First the similar degree of two lines is calculated to choose a pair of reference minutiae. Then the translation and rotation parameters of two fingerprint images (the template image and the input image) are figured out basing on the coordinates of the pair of reference minutiae. Afterwards the posture of input image is adjusted relative to the template image. And then the number of pairs of matching minutiae is counted with the method of coordinate-based matching. At last the fingerprint matching result is given. Through experiments, the algorithm is proved accurate, quick, and invariable to translation and rotation of images. According to fingerprint images of moderate sizes, the needs of online application can be met. The algorithm is expected to be a convenient and effective fingerprint matching technique.

Keywords Computer image processing, Fingerprint matching, Lines matching, Discrete line sampling, Reference minutiae

0 引言

指纹匹配是自动指纹识别系统(AFIS)的核心研究内容之一,它在指纹特征提取之后,是自动指纹识别的最后一步,也是非常关键的一步。指纹匹配要解决的问题是对从两幅给定的指纹图象提取的特征信息进行匹配,判断这两枚指纹是否来自同一个指头。

指纹匹配一般是基于细节点(Minutiae)实现的。目前最常用的细节点有两种:纹线端点(Ridge ending)和纹线分叉点(Ridge bifurcation)^[1]。纹线端点是指纹线突然结束的点;而纹线分叉点则是纹线突然一分为二的点(如图1所示)。这两种特征点在指纹中出现的几率最大、最稳定,易于检测,而且足以描述指纹的唯一性。特征提取就是检测一幅指纹图象中这两种特征点的类型、位置和方向等信息。

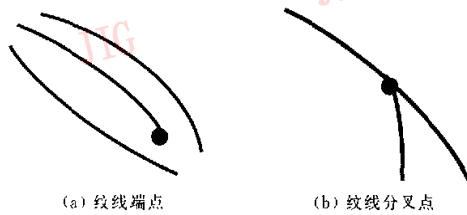


图1 两种细节点

由于一些客观因素的存在,使得指纹匹配技术存在很大的难度^[1],这些因素主要有:①现有指纹采集技术的限制,使得指纹图象存在不规则的局部形变,而这种形变又是随机性的,难以用数学模型描述;②由于指纹录入时的随机性,使得待识图象相对于模板图象存在一定程度的平移和旋转;③手指较干、较湿、磨损严重或者受到意外伤害而造成的不可恢复性改变,导致伪特征点的产生;④特征提取算法不完善,导致伪特征点的出现、真正特征点的缺失和特征点的定位偏差。因此,要想设计一个准确有效的指纹匹配算法,就必须较好地解决以上的几个问题。

利用纹线匹配实现指纹匹配的方法,即通过纹线匹配寻找两条形状相同的纹线,从而确定基准点对;然后对待识图象进行姿势调整;最后采用坐标匹配的方式实现两枚指纹的匹配。实验结果表明,该方法在保证匹配准确性的前提下,明显地提高了匹配的速度,而且不受图象的旋转平移影响。

I 指纹匹配方法综述

目前指纹匹配方法可以分成两类:一类是基于图形的匹配方式^[2~9],另一类是采用人工神经网络的方法^[10~14]。

图形匹配是针对纹线几何形状和特征点的拓扑结构的匹配方式。它的原理是采用相似变换的方法把两个细节点集中相对应的点匹配起来。这些相似变换可以是平移变换、旋转变换、伸缩变换等线性变换。它可以在一定程度内允许少量伪特征点的存在、真正特征点的缺失以及轻微的特征点定位偏差,对图象的平移和旋转也不敏感。但这种方法有两个不足之处:一是匹配速度比较慢,二是对指纹图象的质量要求比较高,低质量的图象匹配效果不佳。

点模式匹配的松弛算法^[2]将待识图象和模板图象的点模式分别定义为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, T_{ij} 表示基于一对匹配点 (p_i, q_j)

的相似变换,将点模式 P 相对于 Q 作此相似变换 T_{ij} ,计算两个点模式中其他点的匹配程度,匹配程度越高,则基于匹配点对 (p_i, q_j) 的 T_{ij} 变换的可靠度越高。如果找到一对匹配点 (p_i, q_j) 使得 T_{ij} 最大,则将该点对作为基准点对,然后根据 T_{ij} 变换调整待识图象的姿势,统计最终匹配点对的数目,给出匹配结果。该算法需要反复计算 T_{ij} 的可靠度,所以速度很慢。

以 Hough 变换为基础的模式匹配方法把点模式匹配转换成检测 Hough 空间中的峰值参数^[1~5],并用多种方法来降低匹配的计算复杂度。但这种方法对于较大的图象形变效果不佳,计算量较大,而且当特征点不多(少于 30 个)时,不易在 Hough 空间中构造足够的数据,以保证一个可靠的匹配。

另外,也可以使用图论的方法来进行指纹匹配^[6~8]。这类方法利用了指纹图象的拓扑结构,允许一般的图象平移旋转、特征点丢失以及伪特征点的存在。但这种方法在很大程度上依赖于指纹特征点及其分类信息的准确性,对于不能保证其准确性的自动指纹识别系统就不太实用。

采用人工神经网络的指纹匹配方法也有很多^[10~14]。基于遗传算法的指纹图匹配方法^[15]利用指纹图的结构信息进行初匹配,以缩小搜索空间,然后采用遗传算法和补偿算法匹配指纹图,有较强的抗噪声与非线性形变的能力。另一种基于 Hough 变换的方法使用了模拟退火的方法^[16],并从能量最小的角度描述点匹配。采用人工神经网络的方法,容错性高,但是必须要有大量样本的事先训练才能发挥作用,而且由于神经网络固有的反复处理特性,速度难以得到提高,计算量也偏大,因此不适合用于对时间要求较高的实时在线自动指纹识别系统。

曾经有人使用基于纹线队列的方法来寻找基准点对^[9]。该方法试图通过比较两幅图象中任意一对特征点所在纹线上,点之间坐标的差异,来确定其是否为一对基准特征点。这种方法能够解决一定程度内的旋转平移、非线性形变以及特征点缺失等问题,但由于它仅使用纹线上各点到横轴的距离,因而不能完整地反映纹线的形状,当两幅图象存在较大的旋转角度偏差时,其就难以正确进行匹配。

纹线匹配方法是通过比较两幅图象中纹线上的点到纹线端点的距离,即比较两条纹线的曲率,来判断这两条纹线的相似程度,从而确定基准点对。这种方法能够较好地反映纹线的形状,由于图象的旋转

和平移不影响匹配结果,因此匹配更加准确。实验结果也证明了这一点。

基于图形的指纹匹配方法针对匹配中最难的一步——基准点对的确定做了较深入的研究,其采用纹线匹配的方法,节省了寻找基准点对所消耗的大量时间,大大提高了匹配速度。

2 新的指纹匹配方法

利用纹线匹配寻找基准点对的指纹匹配方法是在特征点提取结束以后,在细化图象上进行的。这一新方法主要由以下7个步骤组成:

(1) 选择采样特征点

由于每幅指纹图象的特征点数目都较多,如果对所有特征点所在纹线都进行离散采样,就会使算法变得复杂和繁琐,因此就存在着采样特征点如何选择的问题。经过分析,决定只选择比较孤立的纹线端点进行纹线离散采样。所谓孤立是指该点周围一定范围内没有其他的特征点存在。不选择纹线分叉点是因为每个分叉点有3条纹线与其相连,从而难以确定跟踪哪条纹线,如果两幅图象跟踪的不是同一条纹线,就会产生错误;而相互距离太近的纹线端点,其中存在伪特征点的可能性比较大,容易造成参考点选择错误,所以经过考虑认为,选择孤立的纹线端点进行采样,既能保证参考点的可靠性,又足以满足采样要求。

由于指纹图象中的噪声点也是孤立的点,所以在指纹匹配之前,图象预处理时,对指纹图象进行了纹线修复和去噪,消除了绝大部分的孤立点和短线等随机噪声,因此,噪声不会影响采样特征点的选取。

采样特征点选择的具体的判断标准如下:如果指纹特征点 P 是纹线端点,并且指纹图象在以点 P 为中心, R_1 为半径的区域内没有其他特征点,则 P 点可作为采样特征点。 R_1 的值可以控制采样特征点进行数量,该值应该尽量取得小一点,否则符合条件的特征点太少,容易出现两幅图象匹配不上的情况,增大了拒识率。而取值小一点,就算采到了伪特征点,问题也不大,因为根据伪特征点进行的匹配一般是不可能成功的,所以只要保证能取到一定数量的正确采样点就可以了。

(2) 纹线离散采样

对模板图象和待识图象中所有采样特征点所在

的纹线分别进行跟踪,每隔 D 个像素点采样一次,记录该点的坐标。统一规定每条纹线采样 N 点,采样特征点本身为第0采样点。如果采样不满 N 点的时候就跟踪到了端点,则说明纹线长度不够,需放弃这条纹线采样,删除该纹线采样点的所有信息;如果跟踪到了分叉点,因无法确定继续沿哪条纹线跟踪下去,所以也停止跟踪,同样删除跟踪该条纹线的所有信息。这样做是为了保证一定的信息量,同时也统一了纹线长度,便于后续的纹线匹配等步骤的进行。

(3) 初步确定基准点对

将模板图象和待识图象中的所有采样纹线逐一进行纹线匹配,选择匹配度较大的几对纹线上特征点作为初步确定的基准点对。

① 初步筛选 考察两条采样纹线上的特征点的坐标和纹线方向,如果相差太大,则不可能是一对匹配的特征点,无需进行纹线匹配度计算,继续考察下一对点。

② 纹线匹配度计算 计算模板图象中的一条采样纹线和待识图象中一条采样纹线的匹配度

$$F_m = 1 / \sum_{i=1}^{N-1} |D_i - d_i| \quad (1)$$

其中, D_i 表示待识图象中某条采样纹线上第 i 采样点到采样特征点的距离,同理, d_i 表示模板图象中某条采样纹线上相应的距离。如果两条纹线的匹配度大于阈值 T_1 ,则初步将这两条纹线上的一对采样特征点作为基准点对。记录这对基准点的坐标,然后继续寻找下一对基准点。

③ 如果所有采样纹线都考察过了,仍然没有找到基准点对,则直接判定这两幅图象不匹配,结束指纹匹配程序,给出匹配失败的结果。

从匹配度定义可以看出,纹线匹配实际上是比较两条纹线的曲率。曲率越大,采样点之间的距离越小,纹线越弯曲;反之,纹线越接近直线,采样点之间的距离相应就越大。该匹配度就是依据这一原理来比较两条纹线匹配程度的。

(4) 进一步筛选基准点对

对于初步选定的基准点对,并不一定都是正确的,还需要进一步筛选。分别在待识图象和模板图象中寻找与基准点距离最近的2个特征点,连同基准点自身,共3个特征点,各组成一个三角形,考察这两个三角形的相似程度,如果形状相差很大,则可将该对基准点删除。

决定三角形形状的主要因素是三条边的长度,所以

只要比较各边的长度即可得到两个三角形的相似度. 分别计算两幅图象中这 3 个特征点两两之间的距离, 按照长度由小到大排列, 得到 L_1, L_2, L_3 和 l_1, l_2, l_3 , 其中, L_i 表示待识图象的, l_i 表示模板图象的. 然后比较两者之间的差异, 也就是计算两个三角形的相似度

$$T_s = 1 / \sum_{i=1}^3 |L_i - l_i| \quad (2)$$

其中, $L_1 < L_2 < L_3, l_1 < l_2 < l_3$. 如果两三角形的相似度大于某一阈值 T_s , 则保留这一对基准点, 否则将该对基准点删除.

(5) 计算相对平移和旋转参数

在保留下来的基准点对中, 选择其中一对作为基准, 计算待识图象相对于模板图象的姿态偏差, 即相对平移(横向和纵向)和旋转参数.

$$\begin{aligned} \text{平移参数: } & \left\{ \begin{array}{l} \Delta x = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (X_i - x_i) \\ \Delta y = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (Y_i - y_i) \end{array} \right. \quad (3) \\ \text{旋转参数: } & \Delta\theta = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\varphi_i - \theta_i) \end{aligned}$$

其中, X_i, Y_i, φ_i 表示待识图象中 (x_i, y_i, θ_i) 则表示模板图象中某采样纹线上 i 采样点的横坐标、纵坐标以及采样点所在纹线的方向. 将纹线上所有采样点的坐标及方向之差的均值作为参数, 可以减少随机噪声, 有效地保证求取参数的可靠性.

(6) 待识图象姿势调整

有了待识图象相对于模板图象的横向平移 Δx 、纵向平移 Δy 以及旋转角度 $\Delta\theta$, 就可以对待识图象进行姿势调整

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) & \sin(\Delta\theta) \\ -\sin(\Delta\theta) & \cos(\Delta\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\varphi' = \varphi - \Delta\theta \quad (6)$$

其中, $[X, Y]^T$ 、 φ 分别表示待识图象中任一特征点的坐标和所在纹线方向, 而 $[X', Y']^T$ 、 φ' 则分别表示待识图象姿势调整以后相应的值. 只有在对待识图象相对于模板图象进行姿势调整以后, 才能匹配两幅图象中的特征点.

(7) 统计最终匹配点对数

以模板图象的任一特征点为中心, 在待识图象中半径为 R_s 的范围内寻找与之相对应的特征点. 如果找到一个, 且特征点类型相同, 特征点所在纹线方

向角相差不大, 就认为这是一对匹配的特征点. 继续考察模板图象中的下一个特征点, 统计匹配特征点对的数目, 如果达到匹配通过的门槛值 T_s , 则认定两幅图象来自同一枚指纹, 匹配通过. 否则回到第 5 步, 再使用其他基准点对进行匹配. 如果都不能通过匹配, 则认定这两枚指纹不匹配.

3 实验结果

在 P II 366、64M 内存的台式计算机上, 用 VC 语言实现上述算法, 选取来自 12 根不同手指的 72 幅有代表性的指纹图象, 做了 5000 次自动匹配实验. 结果, 正确匹配 4924 次, 拒识 76 次, 误识 0 次, 识别准确率为 98.48%, 拒识率为 1.52%, 误识率为 0. 每一次匹配平均用时 0.12s. 实验证明, 该算法能够解决待识图象相对于模板图象的旋转和平移对匹配的影响, 而且匹配速度大大提高.

指纹图象分辨率为 500dpi, 大小是 320 × 320pixels. 实验结果如图 2~图 5 所示. 图中所示的模板图象和待识图象均来自同一根手指.

图 2 是纹线离散采样的结果, 模板图象和待识图象分别采样 7 条和 9 条纹线. 每条纹线采样 10 个点(包括采样特征点在内), 采样间隔为 8 个像素.

图 3 是初步确定的基准点对, 共有 5 对. 从图中可以看出, 一条纹线有可能和多条纹线匹配. 例如待识图象中标识为 3 的纹线同时与模板图象中的第 2 和第 3 条纹线相匹配, 因此待识图象中, 标识 2 和标识 3 重叠, 前者被后者覆盖. 同理, 模板图象中标识为 5 的纹线同时与待识图象中的第 4 和第 5 条纹线相匹配. 这 5 对基准点对中, 第 2 和第 5 对基准点是错误的基准点对.

图 4 是经过筛选后最终确定的基准点对, 只剩下 2 对, 这两对是正确的基准点对. 这一步删除了图 3 中的第 2 和第 5 对错误的基准点对, 但同时也去掉了第 4 对正确的点对. 因删除个别正确的参考基准点对, 对于匹配结果影响不大, 所以只要保证有一定数量的正确点对保留下就可以了.

图 5 是最终匹配结果, 共有 23 个特征点匹配(从 0 到 22), 两幅指纹图象匹配成功. 由于噪声的干扰及图象预处理的不完善性, 使得真正特征点的缺失和特征点的定位出现偏差等情况普遍存在, 所以并不是所有应该匹配的特征点对都能匹配上.

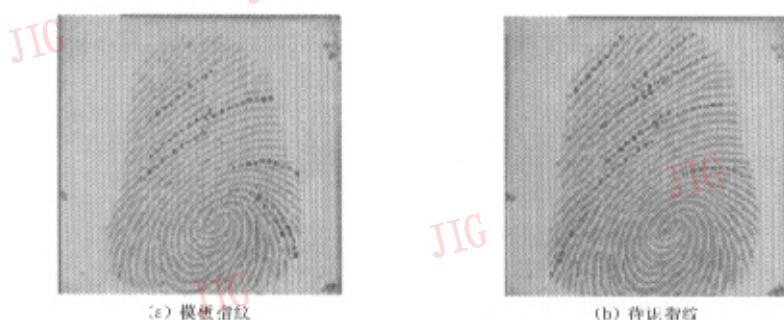


图2 纹线离散采样结果

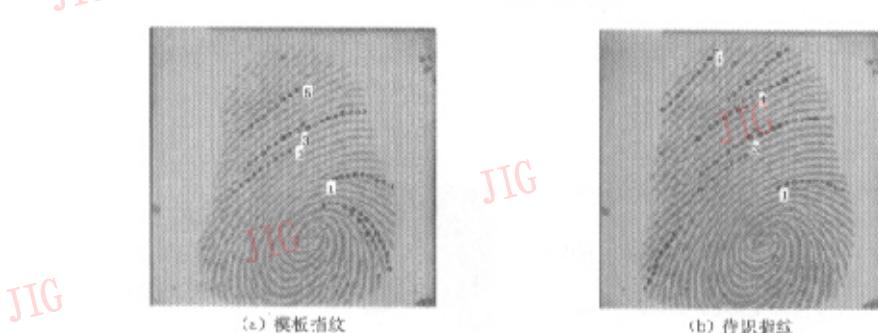


图3 初步确定的基本点对

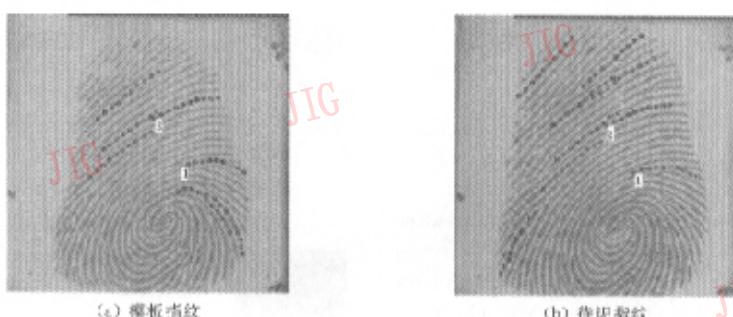


图4 进一步精选后最终确定的基本点对

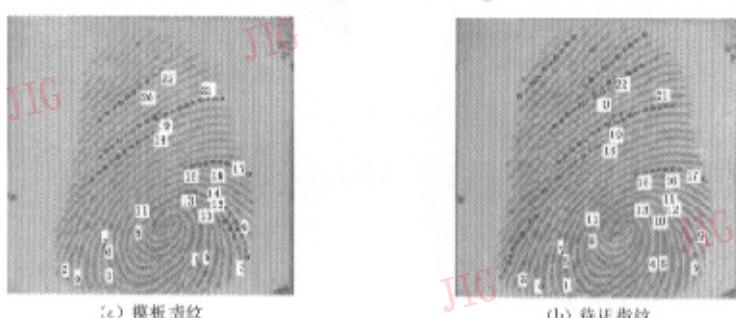


图5 两枚指纹最后的匹配结果:匹配成功

4 结论

在原有指纹匹配算法的基础上,研究了一种利用纹线匹配来寻找基准点对的指纹匹配方法。实验结果证明,该算法可以正确地实现指纹匹配功能,具有完全的图象旋转、平移不变性,匹配速度较快。对面积适中的指纹图象,匹配结果应该基本可以满足在线应用的需要。该算法有望发展成为一种实用、有效的指纹匹配技术。

但对于图象面积太小的指纹,由于获得的采样纹线较少,未必能找到一对相匹配的纹线,容易出现拒识现象。

参考文献

- 1 尹义龙,宁新宝,张晓梅.自动指纹识别技术的发展与应用[J].南京大学学报,2002,38(1):29~35.
- 2 Ranade S, Rosenfeld A. Point pattern matching by relaxation[J]. Pattern Recognition, 1980, 12(5):269~275.
- 3 Ballard D H. Generalized hough transform to detect arbitrary patterns[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1981, 3(2):111~122.
- 4 Stockman G, Kopstein S, Benett S. Matching images to models for registration and object detection via clustering[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1982, 4(3): 229~241.
- 5 Chang S H, Cheng F H, Hsu W H et al. Fast algorithm for point pattern matching: Invariant to translations, rotations, and scale changes[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(2):321~339.
- 6 Sparrow M, Sparrow P. A topological approach to the matching of single fingerprints: Development of algorithms for use on rolled impressions[M]. U. S. A. Government Printing Office, Washington, D. C.: National Bureau of Standards Special Publication, 1985.
- 7 Hreichak A, McHugh J. Automated fingerprint recognition using structural matching[J]. Pattern Recognition, 1990, 23(8): 893~904.

- 8 Isenor D, Zaky S. Fingerprint identification using graph matching[J]. Pattern Recognition, 1986, 19(2):113~122.
- 9 Hong Lin. Automatic personal identification using fingerprints [D]. East Lansing: Michigan State University, 1998.
- 10 漆远,田捷,邓翔.基于遗传算法的指纹图匹配算法及应用[J].软件学报,2000,11(4):488~493.
- 11 Starink J P P, Backer Eric. Finding point correspondence using simulated annealing[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(2): 231~240.
- 12 Vinod V V, Ghose S. Point matching using asymmetric neural networks[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(8):1207~1214.
- 13 Scott G, Longuet-Higgins C. An algorithm for associating the features of two images[J]. Proc. Royal Society of London, 1991, 244:21~26.
- 14 Solaroff S, Pentland A P. Modal matching for correspondence and recognition[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(6):545~561.



王业琳 1978年生,南京大学电子科学与工程系硕士研究生。研究方向为生物信息采集与处理、以指纹为代表的生物特征识别技术(图象处理与模式识别)。



宁新宝 1941年生,南京大学电子科学与工程系教授,博士生导师,南大银佳生物识别技术研究所所长。研究方向为生物医学电子、生物信息采集与处理。发表论文80余篇。



尹义龙 1972年生,工学博士,现为南京大学电子科学与工程系博士后、南大银佳生物识别技术研究所副所长。研究方向为图象处理与模式识别、以指纹为代表的生物特征识别技术。