

doi: 10.3788/gzxb20144301.0110004

基于特征融合的手背静脉识别

胡云朋, 王志勇, 李飞, 杨晓苹, 薛玉明

(天津理工大学 电子信息工程学院; 天津市薄膜电子与通信器件重点实验室, 天津 300384)

摘 要: 图像平移和旋转会降低手背静脉识别的准确性, 针对该问题, 本文提出了一种特征融合的手背静脉识别法. 该方法充分考虑图像的细节特征和全局特征, 首先选取图像中的交叉点和端点作为特征点, 再从特征点中提取出图像匹配的基准点, 计算基准点至特征点间的相对距离及基准点与特征点连线间相邻连线产生的夹角作为细节特征; 然后利用不变矩方法提取图像特征作为全局特征; 最后将两种图像特征融合, 进行手背静脉识别. 实验模拟结果表明, 该方法可快速有效地实现手背静脉识别.

关键词: 生物光学; 静脉识别; 特征融合; 生物测量学; 特征提取; 基准点; 算法; 目标识别; 矩方法

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)01-0110004-5

Hand Vein Recognition Based on Feature Fusion

HU Yun-peng, WANG Zhi-yong, LI Fei, YANG Xiao-ping, XUE Yu-ming

(School of Electronics Information Engineering; Tianjin Key Laboratory of Film Electronic and Communication Device, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: Image translation and rotation reduces the accuracy of hand vein recognition. Aiming at this problem, a new hand vein recognition algorithm was proposed based on multi-feature fusion. The characteristic of the approach was to combine local and global features for hand vein recognition. Firstly, intersection points and endpoints were selected as feature points. The reference point for image matching was extracted from feature points. The relative distances between the reference points to feature points were computed. The angles between the adjacent connections were calculated and used as local features. Then the moment invariants were calculated as global features. Finally these features were combined for hand vein recognition. Experimental results show that the proposed algorithm is able to achieve hand vein recognition reliably and quickly.

Key words: Biological optics; Hand vein recognition; Feature fusion; Biometrics; Feature extraction; Reference point; Algorithm; Object recognition; Method of moments

OCIS Codes: 000.1430; 000.2170; 100.2000; 100.3008; 100.5760; 170.3880

0 引言

随着信息化网络化社会的发展, 人们对信息安全提出了更高的要求, 传统的身份识别方法如证件和密码等已经远远不能满足市场需求. 而基于人体生理特征例如基于指纹、虹膜、脸型、手背静脉等生理特征的身份识别系统由于具有更高的安全性和稳定性, 已经受到了高度重视^[1-6]. 手背静脉识别是近年来生物特征识别领域中的研究热点之一, 它采用非接触式检测,

使用者不会因担心数据遗留而产生排斥心理, 因此用户接受度高; 手背静脉为皮下组织, 难以伪造, 不易受到污染和损伤^[7-9], 安全性好.

目前, 在手背静脉特征提取及识别实验中, 人们采取的识别算法主要分为基于局部结构特征的方法和基于整体特征方法两种方式. 基于手背静脉局部结构特征的方法主要是通过提取静脉图像中的骨架或特征点作为识别特征来进行匹配^[10-14], 此种方法没有全面利用图像中包含的丰富的识别信息, 易受细节特征提

基金项目: 天津市科技支撑重点项目 (No. 12ZCZDGX02700) 资助

第一作者: 胡云朋 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为先进检测技术和生物识别技术. Email: huyunpeng0324@163.com

导师 (通讯作者): 王志勇 (1963-), 男, 副教授, 主要研究方向为先进检测技术和智能化仪表. Email: wzy022@126.com

收稿日期: 2013-05-07; 录用日期: 2013-11-08

<http://www.photon.ac.cn>

取准确度的影响;基于图像整体提取特征的识别方法主要是通过 Gabor 变换、均衡离散曲滤波或主成分分析来提取图像内在的全局特征^[15-17],这类方法算法复杂,算法速度受到较大限制。

本文提出一种基于基准点与特征点连线特征与不变矩特征融合的手背静脉识别算法。该方法在对手背静脉图像进行预处理后,提取静脉的交叉点和端点作为特征点,用特征点之间的相对距离确定图像匹配的基准点,采用基准点和特征点之间的相对距离以及基准点和特征点相邻连线的夹角作为识别特征一;由图像的中心点矩构造的不变矩作为特征二,并将这两种特征融合,进行手背静脉识别。本文提出的方法充分利用了图像的细节特征与全局特征,且细节特征和全局特征都具有位移旋转不变性,对手背摆放位置不敏感;采用基于基准点的匹配方式,减少了特征之间的交叉冗余信息和计算量,最大限度地给出了决策分析所需要的信息,提高了识别的准确性和匹配速度。实验结果证明了该方法的有效性。

1 实验原理与相关概念

本文提出的手背静脉识别算法充分考虑到了图像的细节特征与全局特征。

1.1 基准点概念与细节特征

基于特征点之间的相对距离和角度是图像的细节特征。而计算所有特征点之间的相对距离和角度会造成特征之间的交叉,产生大量的冗余信息和额外计算量,故本文提出基准点的概念。

所谓基准点,即待匹配的两幅图像的匹配可信度最大且为同一类型的特征点 p_i 和 q_k 。

设 P 和 Q 分别表示待匹配的两幅手背静脉图像的特征点集,即 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$ 。图像匹配的基准点,即为与其它点相比匹配可信度最高的点对 $p_i \leftrightarrow q_k$,图像的匹配以它们为基准。 p_i 和 q_k 的匹配可信度可由如下方法求得:

分别计算 p_i 和 q_k 与各自特征点集中其他所有特征点的距离 E_{ij} 和 F_{kl} ,即

$$E_{ij} = |p_i p_j| \quad (j=1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

$$F_{kl} = |q_k q_l| \quad (l=1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

E_{ij} 和 F_{kl} 相同的个数称为 p_i 和 q_k 的匹配可信度。

实际应用中,考虑到不同拍摄情况下,各特征点之间的相对位置可能会存在一定误差,则满足式(3)时,即可认为 E 和 F 近似相等。 e 为允许的误差范围,可由多次实验获得。(文中取 $e=0.0006$)

$$\| |p_i p_j| - |q_k q_l| \| \leq e \quad (3)$$

基准点确定之后,即可根据基准点到特征点之间的相对距离和角度来作为细节特征。分别将两幅图像的基准点与对应距离相等的特征点连线,计算相邻连

线产生的 M 个夹角,该两组夹角可分别记为: $\theta_p \{ \theta_{p_1}, \theta_{p_2}, \dots, \theta_{p_m} \}, \theta_q \{ \theta_{q_1}, \theta_{q_2}, \dots, \theta_{q_m} \}$

统计两组夹角相等或近似相等的个数,表示 2 个角度特征值之间的近似相等关系可表示为

$$\| \theta_{p_i} - \theta_{q_i} \| \leq e' \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

式中, e' 为允许的误差范围,可由多次实验获得。(本文中,取 $e'=0.005^\circ$)

将夹角近似相等的个数与总的夹角数的比值作为融合匹配的第二个参量 L_1 。

1.2 不变矩与全局特征

矩在统计学中用于描述随机量的分布。静脉图像作为灰度图像,可以将其视为二维密度分布函数,这样就可以把矩技术应用用于静脉图像分析中,并用于描述图像特征。

矩方法^[18]作为一种重要的图像分析工具,在模式识别领域有着广泛的应用。它描述的是图像的全局特征,不需要提取图像的细节特征,避免了由于细节特征提取不准确对图像匹配带来的影响。

静脉图像可以视为分辨率为 $M \times N$ 的二维数字图像 $f(x, y)$ 。二维图像模式 $f(x, y)$ 在离散状态下在平面 R^2 上的 $p+q$ 阶原点矩和中心矩依次可定义为

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (5)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y) \quad (6)$$

式中 $q, p=0, 1, 2, \dots$, $f(x, y)$ 为该二维坐标下的灰度值,其中矩心 (\bar{x}, \bar{y}) 为

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (7)$$

直接用原点矩和中心矩进行特征表示,不能使特征同时具有平移、旋转和比例不变性。

归一化的中心矩可定义为: $\eta_{pq} = \mu_{pq} / (\mu_{00})^r$, 式中

$$r = \frac{p+q+1}{2} \quad (p+q=2, 3, \dots) \quad (8)$$

由归一化中心矩可构造出具有平移、旋转、比例不变性的多个不变矩,其表达式为

$$M_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (9)$$

$$M_2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{21}^2 \quad (10)$$

$$M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2 \quad (11)$$

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \quad (12)$$

$$M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (\eta_{03} - 3\eta_{21})(\eta_{03} + \eta_{21})[(\eta_{03} + \eta_{21})^2 - 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2] \quad (13)$$

$$M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21}) \quad (14)$$

$$M_7 = (3\eta_{21} + \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[3(\eta_{12} + \eta_{30})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] \quad (15)$$

这七个具有平移、旋转、比例不变性的不变矩就可以用来表征静脉图像的全局特征,来进行识别.为了降低计算复杂度,减少匹配时间,本文采用计算量最小的式(9)来计算不变矩.将两图的不变矩的较小者与较大者之比设为 L_2 ,作为融合匹配的参量.

2 实验方法描述

采用本文提出的方法进行手背静脉识别实验.图1为实验流程图.

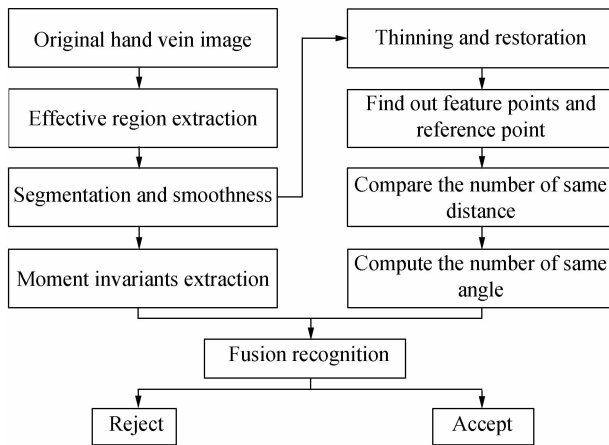


图1 本文方法的流程
Fig.1 The flow chart

第一步:读入原始手背静脉图像(如图2所示)后,定位出有效区域(如图3所示);

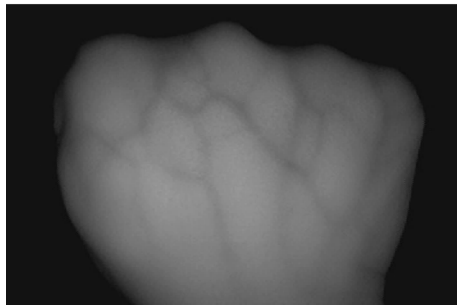


图2 原始手背静脉图像
Fig.2 The original hand vein image

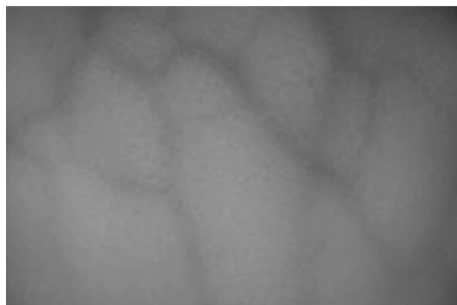


图3 手背静脉有效区
Fig.3 The effective region of the hand vein image

第二步:利用 Niblack^[19]方法对图像有效区域进行分割(如图4所示),并利用形态学开运算、闭运算结合阈值滤波、中值滤波对分割后的图像进行平滑,平滑后

的图像如图5;

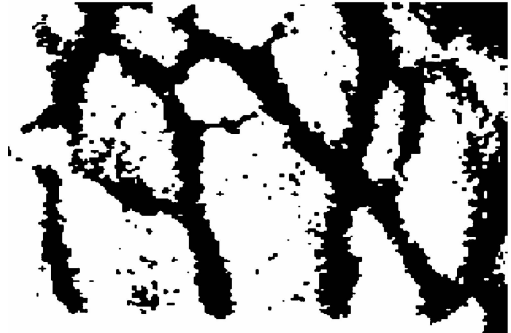


图4 分割后的静脉图像
Fig.4 The segmentation image



图5 平滑化后的静脉
Fig.5 The image of after smoothing

第三步:对分割平滑后的图像提取不变矩特征作为特征一;

第四步:对平滑分割后的图像采用8邻域的方法细化^[20],并进行图像修复,得到静脉骨架,结果如图6;

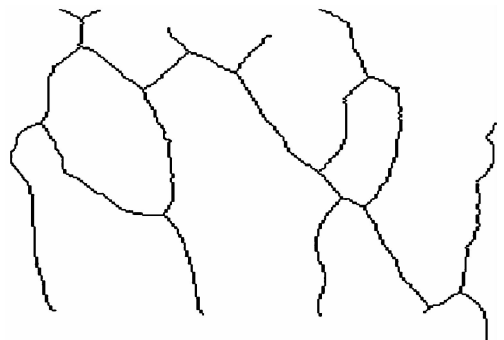


图6 对图5修复后的静脉
Fig.6 The image of Fig.6 after restoration

第五步:提取图像中的交叉点和端点作为特征点(如图7所示),在所有特征点中找到图像匹配的基准点并根据基准点到特征点之间的相对距离相等的个数确定距离相等的连线间的相邻夹角个数作为识别特征二.

第六步:将两种特征进行特征融合计算融合参量,若融合参量大于指定阈值,则匹配成功.

2.1 手背静脉图像的特征提取

2.1.1 基于基准点连线角度特征提取

在图6中可以清晰地看到手背静脉的纹路走向和内部结构.静脉曲折交错,分布没有规律.静脉相交的

地方形成了交叉点,静脉在边缘截断的地方形成了端点.这些点都是手背静脉内部的特征点,每幅图像都各不相同.在图6中,标记出手背静脉图像的端点和交叉点,如图7.

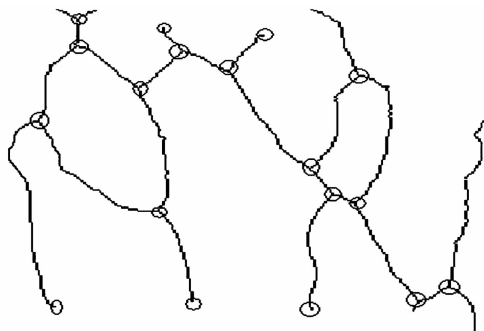


图7 手背静脉的特征点
Fig. 7 Feature points of hand vein

根据端点和交叉点确定出基准点,然后只选择比基准点与这些距离相等的点连线的相邻夹角相等的个数,作为识别特征.这样既保留了静脉的有效特征,又减少了特征之间的交叉冗余信息和计算量,最大限度地给出了决策分析所需要的信息,提高了识别的准确性.

2.1.2 不变矩特征提取

经前面的介绍可知,手背静脉图像经过一定的预处理后可得到效果较好的平滑的手背静脉图像,如图5所示,然后对二值化的手背静脉图像利用式(9)求解出目标区域的不变矩特征值,用于进行匹配.

表1为利用式(9)计算图5及其旋转、缩放时的不变矩.

表1 不变矩计算结果

Table 1 Results of invariant moment

Invariant moment(log)	Original	Half size	10 degrees counter-clockwise
M_1	2.985 61	2.985 726	2.985 576

由表1可见不变矩满足缩放和旋转不变性.

2.2 手背静脉图像的特征融合与匹配

本文采用决策层加权融合为最终参量,其加权平均融合结果为

$$L = \omega_1 * L_1 + \omega_2 * L_2 \quad (15)$$

式中 ω_1, ω_2 为加权系数, $\omega_1 + \omega_2 = 1$;若 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$,则为平均融合.

加权系数可表示为

$$\omega_i = p_i / \sum_{j=1}^2 p_j \quad (16)$$

式中 P_i 为第 i 种方法的识别率,本文中采取平均融合的方式.

待匹配图像进行融合决策时,匹配阈值可用图像多次匹配试验获得,取最终阈值为0.9,即融合最终参量大于0.9,则匹配成功,否则匹配失败.

评判静脉识别算法的优劣,通常用拒识率、误识率、速度等指标来衡量.

其中拒识率,指将相同的静脉认为是不同的静脉而加以拒绝的出错概率.误识率,指将不同的静脉认为是相同的静脉而加以接受的出错概率.速度即静脉识别系统的工作速度.

本文通过编程实现匹配算法并用来分别测试本文试验方法的拒识率、误识率以及识别时间等指标.

3 实验结果与分析

本实验采用天津理工大学电子信息工程学院手背静脉数据库中的图像,在静脉库中随机抽取40个手背的静脉图,每个手背有5幅样本图样,原图为 240×320 的256色灰度图.

试验中,分别采用本文实验方法以及基于特征点相对距离方法进行识别实验.

进行实验时,首先进行自匹配,即每个手背中的1幅图像样本分别与其他四个样本进行比对,用来判断图像的拒识率(即将A判断成了非A),检验匹配算法的合理性.结果如表2所示,A代表本文实验方法实验结果,B代表基于特征点相对距离方法进行识别实验结果.使用本文方法进行识别时,通过次数为788次,通过率为98.5%,满足生物识别系统的要求.

表2 拒识率测试结果

Table 2 The test results of false reject rate

Method	Number of samples	False reject times	Passing rate/(%)	False reject rate/(%)
A	800	12	98.5	1.5
B	800	36	95.5	4.5

一个识别方法的好坏不仅取决于它的拒识率,也取决于它的误识率(将非A判别成了A),两个性能指标缺一不可.本实验选取每个手背中的任意两幅作为待识别样本与库中所有样本分别进行比对,来完成识别工作.结果如表3,误识次数为3次,误识率为3.75%.整个识别的过程仅为2.1s左右.本方法的系统响应时间满足实时生物识别系统的要求.

表3 误识率测试结果

Table 3 The test results of false acceptance rate

Method	Number of samples	False accept times	False accept rate/(%)	Recognition rate/(%)
A	80	3	3.75	96.25
B	80	5	6.25	93.75

通过实验对比,如表4所示,本文提出的方法相比于单一的基于特征点相对距离的识别方法而言,识别速度更快,拒识率和误识率较低,在手背静脉识别上达到了比较满意的效果.

表4 实验对比

Table 4 The comparative experiment

Method	False reject rate/(%)	False accept rate/(%)	Recognition time
A	1.5	3.75	2.1 s
B	4.5	6.25	3.5 s

4 结论

手背静脉识别一般存在着定位难、手背的平移和旋转影响识别结果的情况,且基于特征点识别方法会受到图像分割质量的影响,无法反映图像的全局特征.本文提出了一种基于特征融合的手背静脉识别算法,既充分利用了图像的细节特征与全局特征,又在一定程度上克服了图像平移和旋转对识别结果的影响,提高了识别速度和准确度.利用已建立的手背静脉图像数据库对算法性能进行测试,测试结果表明,该方法能够有效地区分不同的手背静脉图像,是一种简单有效的手背静脉识别方法.

但是,识别中还是存在着一定的拒识和误识现象.究其原因,特征提取是在预处理后的图像基础上进行的.所以本文方法对预处理得到的图像质量要求很高.今后的研究中将着重研究图像预处理方法并研究不需预处理而提取图像特征的方法.

参考文献

- [1] O'GORMAN L. Comparing passwords, tokens, and biometrics for user authentication [C]. Proceedings of the IEEE, 2003, **91**(12): 2019-2040.
- [2] JAIN A K, ROSS A, PRABHAKAR S. An introduction to biometric recognition[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, **14**(1): 4-20.
- [3] PRABHAKAR S, PANKANTI S, JAIN A K. Biometrics recognition: security and privacy concerns[J]. *IEEE Security & Privacy*, 2003, **1**(2): 33-42.
- [4] LIU Zhong-hua, YIN Jun, JIN Zhong. An adaptive feature and weight selection method based on gabor image for face recognition[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(4): 636-641.
刘中华,殷俊,金忠.一种自适应的Gabor图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法[J]. *光子学报*, 2011, **40**(4): 636-641.
- [5] HE Yu-qing, LIU Fei-hu, FENG Guang-qin, et al. Near infrared face and iris fusion algorithm based on support vector machine[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(sup. 1): 1-5.
何玉清,刘飞虎,冯光琴,等.基于支持向量机的近红外人脸与虹膜融合算法[J]. *光子学报*, 2010, **39**(sup. 1): 1-5.
- [6] YUAN Wei-qi, FENG Qi, BAI Xiao-guang. Noise detection method of iris by using the 2D-gabor filter[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(2): 369-374.
苑玮琪,冯琪,白晓光.基于2D-Gabor滤波器的虹膜噪声检测方法[J]. *光子学报*, 2010, **39**(2): 369-374.
- [7] WANG Ke-jun, ZHANG Yan, YUAN Zhi, et al. Hand vein recognition based on multi-supplemental Features of multi-classifier fusion decision [C]. Luo Yang: Proceeding of the 2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2006: 1790-1795.
- [8] LIN Chih-lung, FAN Kuo-chin. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, **14**(2): 199-213.
- [9] WANG L, LEEDHAM G, CHO S Y. Infrared imaging of hand vein patterns for biometric purposes[J]. *IET Computer Vision*, 2007, **1**(3-4): 113-122.
- [10] KUMAR A, PRATHYUSHA K V. Personal authentication using hand vein triangulation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(9): 2127-2136.
- [11] WANG Ke-jun, LIU Jing-yu, LI Xue-feng. Finger vein recognition algorithm based on relative distance [J]. *Computer Science*, 2011, **38**(9): 257-259.
王科俊,刘靖宇,李雪峰.基于相对距离的手指静脉识别方法[J]. *计算机科学*, 2011, **38**(9): 257-259.
- [12] YUKSEL A, AKARUN L, SANKUR B. Hand vein biometry based on geometry and appearance methods [J]. *IET Computer Vision*, 2011, **5**(6): 398-406.
- [13] WANG Yi-ding, FAN Yun, LIAO Wei-ping, et al. Hand vein recognition based on multiple keypoints sets [C]. New Delhi: IEEE Computer Society, 2012 5th IAPR International Conference on Biometric, 2012: 367-371.
- [14] ZHU Xiang-rong, HUANG Di. Hand dorsal vein recognition based on hierarchically structured texture and geometry features [C]. Guangzhou: Springer Verlag, 7th Chinese Conference on Biometric Recognition, 2012: 157-164.
- [15] RAGHAVENDRA R. Sparse representation for accurate person recognition using hand vein biometrics [C]. Piraeus: IEEE Computer Society, 2012 Eighth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2012: 41-44.
- [16] ZHOU Ying-bo, KUMAR A. Human identification using palm-vein images [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, **6**(4): 1259-1274.
- [17] HSU Chih-bin, LEE Jen-chun, KUEI Ping-yu, et al. Combining local and global features based on the eigenspace for vein recognition [C]. New Taipei: IEEE Computer Society, 2012 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2012: 401-405.
- [18] WEI Wei-bo, RUI Xiao-ting. Study on moment invariants method [J]. *Fire Control and Command Control*, 2007, **32**(11): 114-117.
魏伟波,芮筱亭.不变矩方法研究[J]. *火力与指挥控制*, 2007, **32**(11): 114-117.
- [19] FARID S, AHMED F. Application of Niblack's Method on images [C]. Islamabad: IEEE Computer Society, 2009 International Conference on emerging Technologies, 2009: 280-286.
- [20] RATHA N K, CONNELL J H, BOLLE R M. Enhancing security and privacy in biometrics-based authentication system [J]. *IBM Systems Journal*, 2001, **40**(3): 614-634.