

文章编号 1004-924X(2015)06-1774-09

基于手指融合特征和粒子群优化的手形识别

刘 富¹, 刘惠影^{1*}, 高 雷¹, 李天宇²

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130025;

2. 吉林大学 机械科学与工程学院, 吉林 长春 130025)

摘要:针对基于手部几何特征的手形识别方法可利用的个体信息有限的问题,提出了一种将手指轮廓特征与几何特征相融合的身份识别方法。该算法首先分离手指,采用曲线拟合算法定位手指中轴线;然后采用分步对齐方法规范化手指,并提取手指轮廓特征和几何特征;最后采用粒子群算法对手指截取系数和权值系数进行优化,以进一步提高识别准确率。实验结果表明:采用该方法后,识别率可达 98.61%。该方法手指定位更准确,更充分地利用了手部信息,且避免了特征点定位不准及手指根部不稳定轮廓特征对识别准确率的影响,具有较高的识别率和良好的鲁棒性。

关键词:手形识别;特征提取;融合特征;轮廓匹配;粒子群优化

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152306.1774

Hand shape recognition based on fusion features of fingers and particle swarm optimization

LIU Fu¹, LIU Hui-ying^{1*}, GAO Lei¹, LI Tian-yu²

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China;

2. School of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China)

* Corresponding author, E-mail: luckydedou@163.com

Abstract: As the hand shape recognition method based on geometric features is limited by its individual information, this paper presents a new hand shape recognition method based on the fusion of finger contour features and geometric features. A curve fitting method was proposed to position the axis of finger after four fingers were separated. Then the matched fingers were normalized by stepwise alignment method, and the contour features and geometric features were extracted. Finally, the Particle Swarm Optimization (PSO) was used to optimize the cut-off coefficients and the weight values of fingers to further improve the recognition rate. Experimental results show that the recognition rate by proposed method is 98.61%. As the four fingers are separated, the proposed method reduces the computing consumption and gets more accurate located hand shapes. With make full use of the hand information, it also avoids the influence of inaccurate feature point location and instable contour around finger valleys on the recognition accuracy, and has high recognition rate and good robustness.

Key words: hand shape recognition; feature extraction; fusion feature; contour matching; Particle Swarm Optimization(PSO)

收稿日期:2015-01-15;修订日期:2015-03-19.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51105170);吉林省科技发展计划资助项目(No. 10100505)

1 引 言

随着科技水平的日益提高,信息安全越来越受到重视,生物识别技术应运而生^[1-3]。手形识别技术具有用户接受程度高、设备成本低、采集容易等优点,并且易于与其他生物特征相融合,在生物识别领域占有重要地位^[2-5]。

手形识别主要分为图像采集、预处理、特征提取和识别匹配等几个部分。手形图像采集方式分为有固定栓和无固定栓,前者不仅用户体验差,还易因固定栓挤压手指引起手部形变,直接影响识别准确性,因此目前基本采用无固定栓方式进行图像采集^[6]。现有的手形识别方法主要有基于点匹配和基于特征向量匹配两种,前者虽然误识率较小,但计算量较大,同时由于手中5个手指间活动的随意性和非线性,点匹配方法的拒识率较高;后者通常通过提取手部长度、宽度信息,构建几何特征向量来进行身份识别,该算法计算量较小,但鲁棒性差。几何特征虽然容易提取,但构成特征向量的几何特征数量是有限的,难以充分利用手部特征信息,且几何特征的稳定性依赖于特征点(如指根、指尖点等)定位的准确性,因此识别率受到较大的影响和限制。

目前,国外在手形识别方面已取得一些研究成果。国内对该技术的研究起步较晚,在特征选取和认证方面,沈阳工业大学的苑玮琦等人^[7]提出了基于手部尺寸特征的认证方法,该方法根据特征点计算出手部不同部位尺寸,由这些尺寸得到相对长度特征向量,最后通过计算特征向量间的欧氏距离完成认证。该方法易于提取特征且计算简单,但单模态几何特征会使个体差异信息利用不足,识别精度受到一定的限制。近年来,基于多模态特征融合的手形识别逐渐成为研究热点。林森等人^[8]提出了通过拉普拉斯平滑变换提取模糊掌纹的低频系数作为特征,并与手部几何特征相融合,最后计算特征向量间的欧氏距离进行匹配。Kanhangad等人^[9-10]将2-D的手部几何特征和掌纹特征与3-D的掌部、手指纹路特征相结合,该方法虽然增大了个体特征信息的差异,但采集设备复杂且成本高,不利于推广使用。Goh Kah Ong Michael、Suandi等人^[11-12]先后提出了将手部几何特征与掌纹、指节纹、手部静脉等特征融

合,但这些方法均存在对采集装置要求高、特征获取复杂、计算数据量大等缺点。

针对上述问题,本文提出在无固定栓条件下采集手形图像,在此基础上基于几何特征对手指进行稳定区域截取,并利用轮廓特征的优化识别方法。该方法将手指的轮廓特征和几何特征相结合,通过实验选取最佳特征融合方式,以增加个体间的差异性。与传统单模态特征向量法相比,该方法能够更加充分地利用手部信息,由于采用了中轴线定位的方法,故有效削减了特征点定位不准确对提取几何特征的影响;与传统点匹配方法相比,该方法采用四指分离的处理方式,提高了算法的鲁棒性,减少了手形匹配时手部无用部位消耗的匹配时间,解决了手指根部非线性活动对识别准确率影响的问题;与掌纹、指节纹等手部纹理特征和静脉特征相比,手形轮廓特征更易提取,且采集设备简单成本低,利于实现产品化。提出的方法采用粒子群算法进行参数优化,使得携带更多有效特征的手指得到充分利用,进一步提高了识别准确率。

2 手指分离、定位及规范化

2.1 手指分离

考虑到手指集中了主要的手部信息,手指根部关节处的活动通常是随机的、非线性的,因此本文对手指进行分离处理(大拇指除外),使得手指特征更加直观有效。首先用自制的采集设备,采集到蓝色背景的RGB手形图像,图像大小为 480×640 ,采集设备和采集过程如图1所示。经二值化等预处理后^[13],提取得到的手形轮廓如图2所示。根据曲率法找到各手指的精确指根点^[14],并根据指根点对整幅手部图像进行分割处理,将4根手指分别提取,得到的手指轮廓如图3所示。



图1 手形图像采集系统

Fig. 1 Acquisition device of hand shape image

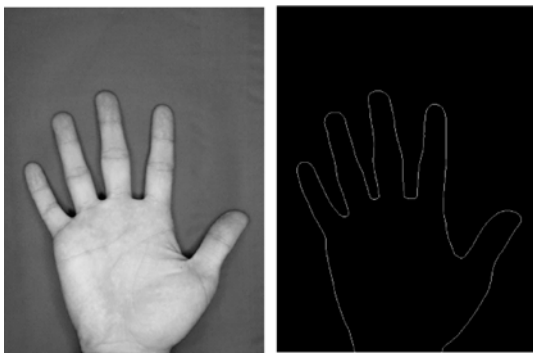


图 2 手形轮廓图
Fig. 2 Hand shape contour

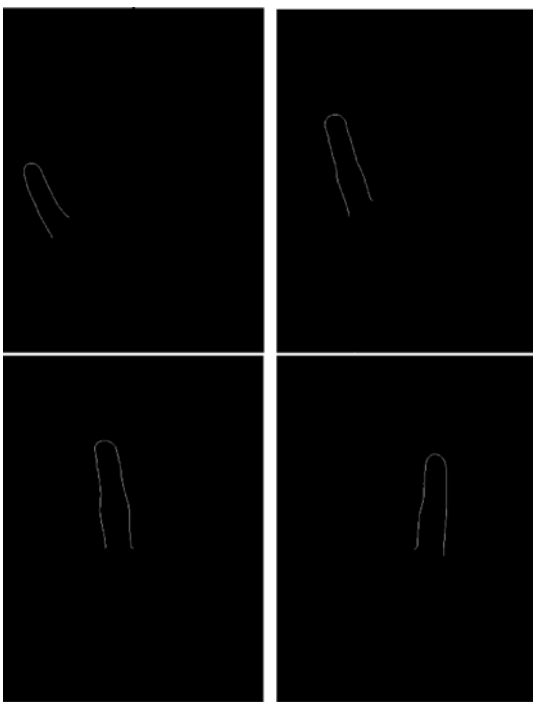


图 3 四指轮廓图
Fig. 3 Contours of four fingers

2.2 手指定位

现有的手形定位算法大多是定位手部特征点,如指尖点、指根点等,常见的定位特征点的方法有曲率法和最大距离法等^[15-17]。然而这些方法定位特征点的稳定性较差,这是由于手掌的自由摆放和手指间张角的任意性造成的。现有的识别方法中,特征提取多依赖于指根、指尖点,识别结果直接受特征点定位准确性的制约。为解决该问题,本文对手指轮廓进行截断处理,排除指根点定位不准及指根部轮廓不稳定对识别的影响。

本文采用最小二乘法二项式拟合算法,通过定位手指中轴线实现手指的准确定位,消除上述

干扰和影响。首先,对提取的手指轮廓进行处理,利用拟合算法分别拟合手指的左右轮廓。设拟合的直线方程为 $y_p = k_p x_p + b_p$,其中 $p = (1, 2, \dots, 8)$,分别表示小指、无名指、中指、食指的左右轮廓链条序列。经过推导,计算方法如下:

$$k_p = \frac{\sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} y_{ip} \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} (x_{ip})^2 - \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} x_{ip} \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} x_{ip} y_{ip}}{(m_p - 2 \cdot l_p) \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} (x_{ip})^2 - \left(\sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} x_{ip}\right)^2}, \quad (1)$$

$$b_p = \frac{(m_p - 2 \cdot l_p) \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} x_{ip} y_{ip} - \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} x_{ip} \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} y_{ip}}{(m_p - 2 \cdot l_p) \sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} (x_{ip})^2 - \left(\sum_{i=l_p+1}^{m_p-l_p} x_{ip}\right)^2}, \quad (2)$$

式中: (x_{ip}, y_{ip}) 为第 p 个轮廓链条序列中第 i 个轮廓点的坐标; l_p 为舍弃的指尖及指根附近区域不稳定的轮廓点个数; m_p 为第 p 个轮廓链条序列的长度(通过实验验证, l_p 取 $0.1m_p$ 时拟合效果较为理想)。

以中指为例,其左右轮廓的拟合直线斜率分别为 k_5, k_6 ,则对应中轴线的斜率 k' 计算见公式(3):

$$k' = \tan\left(\frac{\arctan k_5 + \arctan k_6}{2}\right). \quad (3)$$

中轴线过左右轮廓拟合线的交点,其定位效果见图 4。

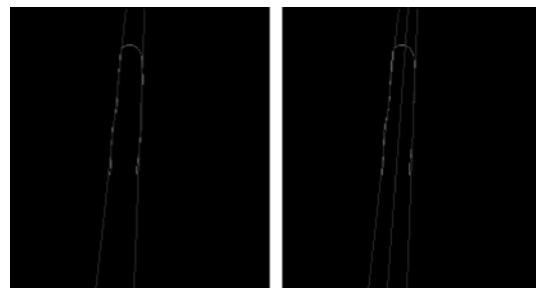


图 4 手指中轴线定位
Fig. 4 Location of finger axis

2.3 手指规范化

由于手的摆放位置各异,不同的手形图像在方向位置上存在差异,轮廓匹配前需要对手指进行规范化处理,本文采用以下分步对齐方法实现。

(1)初步对准。中轴线确定后,将中轴线与指尖部的交点定为新指尖点,将待匹配的两幅手形图像相应手指的指尖点对齐,实现手指的初步对齐。初步对准效果见图 5。

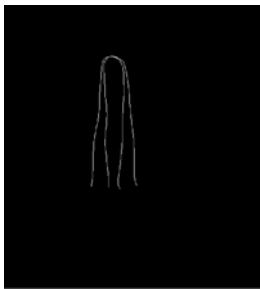
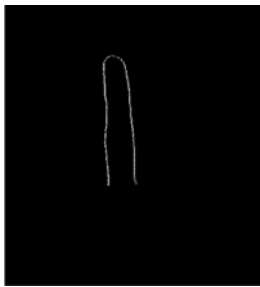


图 5 初步对准

Fig. 5 Preliminary alignment

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & (1-\cos(\theta)) \cdot ox + \sin(\theta) \cdot oy \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & (1-\cos(\theta)) \cdot oy - \sin(\theta) \cdot ox \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中:点 (ox, oy) 为新指尖点, θ 为两手指中轴线的夹角。



(a)同一个人手指对准

(a) Finger alignment of the same person



(b)非同一个人手指对准

(b) Finger alignment of different persons

图 6 精确对准

Fig. 6 Precise alignment

3 提取特征

3.1 轮廓处理

将手指进行规范化处理后,本文计算手指轮廓所围成的稳定形状区域内像素点的个数,并将其作为手形轮廓的重要特征。首先需要将手指轮廓构造成一个封闭的连通区域。考虑到如果直接连接相邻指根点,则封闭区域的大小及形状会直

(2)精确对准。初步对齐后,将待匹配手指进行旋转,旋转角为该手指与库中手指中轴线的夹角,手指轮廓的旋转矩阵见公式(4)。从而完成两幅手形图像各手指的规范化处理,精确对准效果见图 6。由图 6 可以看出,精确对准后,同一个人的手指轮廓基本重合,非同一个人的两指轮廓间存在较大差异,因此,轮廓重合率合理可靠,可以作为个体间相似性的一种衡量标准。

接受到指根点定位准确性的影响,且手指根部的轮廓通常较为冗杂,缺乏有用信息。本文提出截断处理方法,以库中手指中轴线长度作为参考,将规范对齐后的两手指按中轴线的一定比例进行截取,截取处理效果见图 7。该方法在截掉不稳定区域的同时,还需最大限度地保留手指的有效特征信息,因此截断系数是一个重要参数,本文第 4 节将采用粒子群算法对其进行优化求解,寻找最优值。

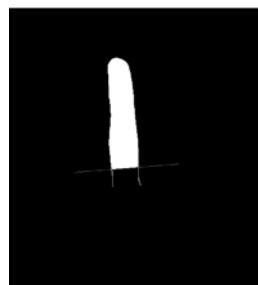


图 7 手指稳定区域截取

Fig. 7 Interception of finger's stable part

3.2 特征选取与决策

以两匹配手指所围成区域中像素点的重合率作为轮廓特征相似度的量化指标,与几何特征进行决策层融合,以完成识别匹配。

手指宽度特征以欧式距离作为匹配结果的判别函数,计算公式为:

$$D = \sum_{i=1}^4 m_i \sqrt{\sum_{i'=1}^n (d_{i'} - d'_{i'})^2}, \quad (5)$$

其中: n 为手指选取宽度的个数; $d_{i'}$ 和 $d'_{i'}$ 分别表示两个匹配手形图像的第 i' 个手指宽度向量; m_i

为四指加权系数。设阈值为 T_1 , 则当 $D < T_1$ 时, 判断为同一人手, 否则判断为非同一人手。

对于轮廓特征, 将四指轮廓特征的加权结果作为相似性评价依据, 如式(6)所示。其中 A_i 、 B_i 分别表示两匹配手形第 i 个手指封闭区域的重合面积。 m_i 为四指加权系数, 其中 ($i=1, 2, 3, 4$)。设阈值为 T_2 , 则当 $\xi > T_2$ 时, 判断为同一人手, 否则为非同一人手。

$$\xi = \sum_{i=1}^4 m_i \cdot \frac{A_i}{B_i}. \quad (6)$$

几何特征提取的宽度特征效果见图 8。

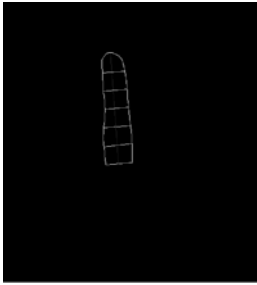


图 8 手指宽度特征提取

Fig. 8 Extraction of finger width

由理论分析可知, 手指所围成的封闭区域面积可被认为是沿垂直于手指间中轴线方向, 按中轴线像素点逐一等分、得到若干手指宽度的特殊情况, 手指面积和该情况下的手指宽度(像素点个数)之和近似相等。其相似关系见公式(7):

$$\begin{aligned} \bar{S} - \bar{S}' &\approx \lim_{n \rightarrow L} \sum_{i=1}^n l_i - \lim_{n \rightarrow L} \sum_{i=1}^n l'_i = \\ &\lim_{n \rightarrow L} \sum_{i=1}^n (l_i - l'_i), \end{aligned} \quad (7)$$

式中: \bar{S} 、 \bar{S}' 分别表示类内匹配和类间匹配手指重合面积的平均值; l_i 和 l'_i 分别表示类内匹配和类间匹配手指几何宽度的平均值; L 为手指中轴线像素点的个数; n 表示将中轴线 n 等分。

为取得理想的识别效果, 可以选择类内重合面积与类间重合面积具有最大差值作为目标。由式(7)可知, 当类内与类间重合面积差值最大时, 类内与类间手指的几何宽度差值也相应取得最大值, 即二者具有一致性。因此, 参数优化对于手指几何特征和轮廓特征是同时适用的。

4 基于粒子群算法的参数优化

前文已提到, 为排除指根点定位不准及指根部不稳定轮廓区域的影响, 需要对各手指进行截断处理, 截断后的手指整齐规范便于匹配。为达到理想的匹配效果, 需要依据各手指所携带特征的有效程度确定最佳权值。本文采用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对手指截取系数 K 及加权系数 m_i ($i=1, 2, 3, 4$) 进行优化, 以公式(7)取得最大值作为参数优化目标, 进一步提高识别准确率。

待优化变量为 $\mathbf{X} = [K, m_1, m_2, m_3, m_4]^T$ 。优化的约束条件通常包含多方面因素, 对于本文而言, 主要是手指截取比例 K 及加权系数 m_i 的范围约束。

$$K_{\min} \leq K \leq K_{\max}, \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^4 m_i = 1, \quad (9)$$

$$m_{\min} \leq m_i \leq m_{\max}. \quad (10)$$

本文中, PSO 采用非对称反余弦函数构造学习因子策略, 采用非线性递减的惯性权重方法^[18-19]。每次迭代计算过程中, 根据下面公式更新各粒子的速度和位置:

$$v_{id} = \omega \cdot v_{id} + s_1 \cdot c_1 (p_{id} - x_{id}) + s_2 \cdot c_2 (p_{gd} - x_{id}), \quad i=1, 2, \dots, N, \quad (11)$$

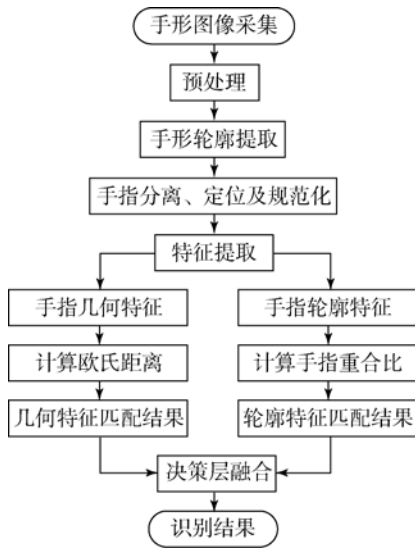
$$s_1 = s_{1\min} + (s_{1\max} - s_{1\min}) \cdot \left[1 - \arccos \left\{ \frac{-2n}{n_0} + 1 \right\} / \pi \right], \quad (12)$$

$$s_2 = s_{2\min} + (s_{2\max} - s_{2\min}) \cdot \left[1 - \arccos \left\{ \frac{-2 \times n}{n_0} + 1 \right\} / \pi \right], \quad (13)$$

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left(\frac{n-1}{n_0-1} \right)^\alpha, \quad (14)$$

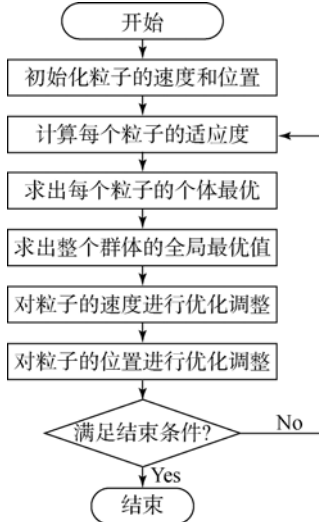
$$x_{id} = x_{id} + v_{id}, \quad i=1, 2, \dots, N, \quad (15)$$

式中: c_1 和 c_2 为随机数; s_1 和 s_2 为学习因子, $s_{1\min}$ 、 $s_{1\max}$ 、 $s_{2\min}$ 、 $s_{2\max}$ 分别为 s_1 、 s_2 的初值和终值; n 为当前迭代次数, n_0 为最大迭代次数; ω 为惯性权重, ω_{\min} 、 ω_{\max} 分别为其初值和终值; α 为递减系数。经测试, 当 $s_{1\min} = 2.5$, $s_{1\max} = 1.25$, $s_{2\min} = 0.6$, $s_{2\max} = 2$, $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$, $\alpha = 0.7$, 种群大小为 30, 迭代次数为 200 次时, 算法收敛速度较快, 效果较好。图 9(a)、(b) 分别给出了算法整体流程图及所采用的粒子群优化算法流程图。



(a) 识别算法流程图

(a) Flow chart of proposed recognition algorithm



(b) 粒子群算法流程图

(b) Flow chart of PSO

图 9 流程图

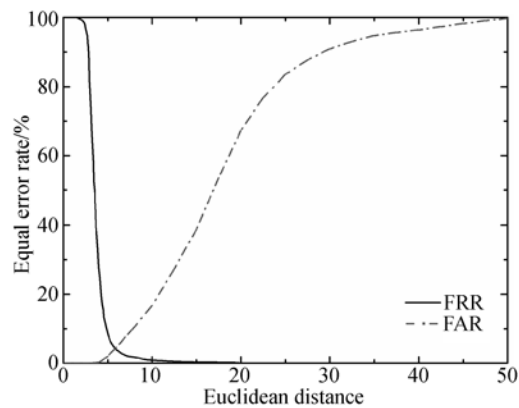
Fig. 9 Flowcharts

5 实验结果及分析

本文使用的手形图像库采集自不同年龄段的师生,分辨率为 640×480 。PC 机采用 Intel i7 处理器,主频为 4 GHz,内存为 16GB。识别算法在 Visual Studio 2013 开发环境下实现。数据库取自 120 人,每人 20 幅,其中 10 幅用作参数优化样本,另外 10 幅作为识别匹配实验的样本数据库。每幅图像都进行四指分离、轮廓提取及去除不稳定轮廓区域等处理。将每个手指中轴线进行 n 等分 ($n=1,2,\dots,10$),得到 n 个等分宽度,一个手形得到一个 $n \times 4$ 维的特征向量,与手指封闭轮廓融合

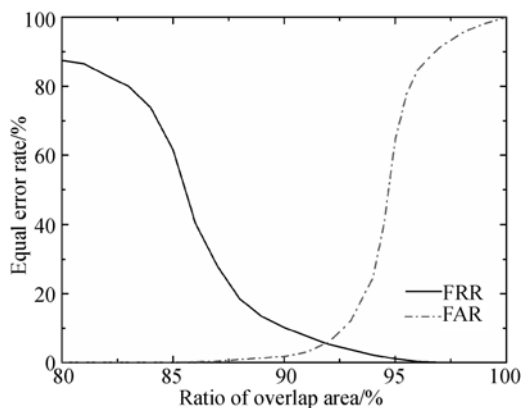
后进行试验。1 200 幅图像共进行 719 400 次匹配实验,其中 5 400 次类内匹配,714 000 次类间匹配。

将宽度特征与轮廓特征进行决策层融合。图 10(a)、(b)分别给出了手指宽度特征和轮廓特征的等错误率曲线,即错误接受率(FAR)和错误拒绝率(FRR)随阈值变化的曲线。FAR = 错误识别个数/类间匹配次数, FRR = 错误拒绝个数/类内匹配次数。从图 10(a)、(b)可以看出,随着阈值的变化,FAR 和 FRR 总是一个增大一个减小,呈相反的变化趋势。对于一个好的识别算法,理想的结果是在相同阈值的情况下,FAR 和 FRR 都越小越好,故阈值选取时要折中考虑。在实际使用中,一般先统计出等错误率曲线,然后根据系统要求来设定阈值。本文阈值 T_1 、 T_2 均选取最佳阈值,即等错误率曲线中 FAR 和 FRR 交点处所对应的横坐标值。对于两特征分别判别决策后,进行决策层融合,以得到最终识别结果。



(a) 几何特征等错误率曲线

(a) Error rate curves of geometry characteristic



(b) 轮廓特征等错误率曲线

(b) Error rate curves of contour feature

图 10 等错误率曲线

Fig. 10 Equal error rate curves

采用 PSO 优化,表 1 为优化前后的参数变化。由表 1 可以看出,优化后中指的加权系数明显增大,小指的加权系数减小,这与中指携带稳定手形特征比小指多的实际情况相符。采用优化后的加权系数,识别准确率能得到有效提高。

表 1 优化前后参数对比

Tab.1 Comparison of parameters before and after optimizations

	优化前	优化后
截取系数 K	1	0.913
加权系数 m_1	0.25	0.139
加权系数 m_2	0.25	0.221
加权系数 m_3	0.25	0.412
加权系数 m_4	0.25	0.228
同人手指平均重合面积/%	92.38	95.37
非同人手指平均重合面积/%	87.64	85.45
轮廓特征识别率/%	92.55	94.72
最佳融合识别率/%	96.57	98.61

为取得最佳的融合效果,需通过实验确定与轮廓特征融合的手指宽度的最佳个数(实验均利用优化后的参数)。通过实验得到轮廓特征与不同数目的几何宽度特征融合时识别率的变化曲线,如图 11 所示。横坐标为选取的手指宽度特征个数,纵坐标为识别率。图中给出了 3 条曲线,分别表示采用单独几何特征、采用单独轮廓特征、采用几何特征和轮廓特征的融合特征 3 种情况下对应的识别率随选取的手指宽度特征个数的变化。单独利用手指宽度特征识别时,识别率随宽度特征个数的增加呈明显上升趋势,当宽度个数超过 6 时,识别率变化不再明显,这与文献[14]中的结果一致。单独利用轮廓特征进行识别时识别率与横坐标(手指选取几何宽度个数)无关,其不随横坐标变化而变化,因此是一条直线。3 条曲线中,人们最关注的是手指宽度特征和轮廓特征融合的那条曲线的变化,从图 11 可以看出,手指宽度特征的个数由 1 逐渐增加至 6 时,与轮廓特征融合后识别率增加明显;当手指宽度个数超过 6 后,融合特征识别率无明显变化。考虑到选取的特征维数越多匹配越复杂,维数太少又不具备有效的区分能力,因此根据图 11,本文选取 6 个手指宽度与轮廓特征进行融合。由图 11 可见,融合后的识

别效果优于融合前各单独特征的效果,识别准确率达 98.61%。

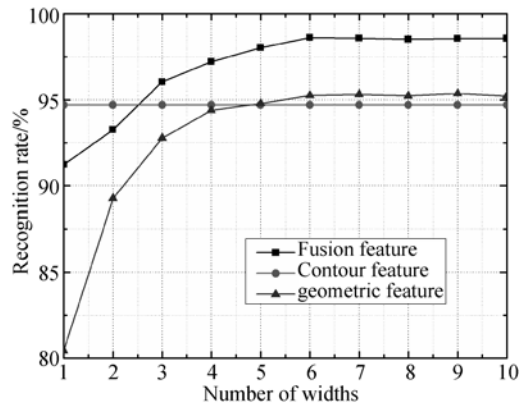


图 11 手指宽度个数选取与识别率的关系

Fig. 11 Relationship between the number of finger widths and recognition rate

本文提出的识别方法与文献[7-12]方法相比,既克服了文献[7]等识别算法中单模态几何特征识别在抗噪性、普适性、识别率等方面的不足,同时又有效避免了文献[8-12]中与掌纹特征、指节纹特征、静脉特征等主流生物特征相融合时采集设备复杂、成本高、特征不易提取等缺点。综上所述,本文方法兼顾了个体信息利用率和特征提取复杂度。从实验过程来看,本文方法设备要求简单且易于实现;从实验结果来看,算法具有很好的有效性和鲁棒性。平均特征提取时间和匹配时间分别为 281.56、0.826 ms,识别准确率达 98.61%。算法在保证识别效率的同时,提高了识别准确率。

6 结 论

本文提出了一种融合手指形状特征的手形识别方法,该方法从以下几个方面提高了识别结果的准确性和鲁棒性:(1)四指分离处理,有效减少了全手形匹配的计算量,避免了手指连接处非线性运动的影响;(2)采用轮廓与几何尺寸融合的识别方法,更充分地利用了手部特征信息;(3)采用定位中轴线的手指定位方法,提高了手形定位的稳定性;(4)截断手指根部不稳定轮廓,使提取到的特征更加有效可靠;(5)采用粒子群算法优化参数,进一步提高了识别的准确率。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] GUO J M, HSIA C H, LIU Y F, *et al.*. Contact-free hand geometry-based identification system [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(14): 11728-11736.
- [3] FERRER M A, MORALES A, ALONSO J B. Fingers shape biometric identification using point distribution models [J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(7): 495-497.
- [4] KUMAR A, WONG D C M, SHEN H C, *et al.*. Personal verification using palmprint and hand geometry biometric [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2003: 668-678.
- [5] SAVIČ T, PAVEŠIĆ N. Personal recognition based on an image of the palmar surface of the hand [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(11): 3152-3163.
- [6] MICHAEL G K O, CONNIE T, TEOH A B J. A contactless biometric system using multiple hand features [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(7): 1068-1084.
- [7] 苑玮琦, 董茜. 基于手部尺寸特征的手形认证方法 [J]. *光学学报*, 2010, 30(10): 2994-2999.
YUAN W Q, DONG Q. Hand shape verification method based on hand geometry feature [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(10): 2994-2999. (in Chinese)
- [8] 林森, 苑玮琦, 荆澜涛, 等. LST 变换和手部几何特征融合的模糊掌纹识别 [J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(2): 415-422.
LIN S, YUAN W Q, JING L T, *et al.*. Blurred palm-print recognition based on fusion of Laplacian smoothing transform and geometric features of hand [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(2): 415-422. (in Chinese)
- [9] KANHANGAD V, KUMAR A, ZHANG D. A unified framework for contactless hand verification [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(3): 1014-1027.
- [10] KANHANGAD V, KUMAR A, ZHANG D. Contactless and pose invariant biometric identification using hand surface [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(5): 1415-1424.
- [11] MICHAEL G K O, CONNIE T, TEOH A B J. A contactless biometric system using multiple hand features [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(7): 1068-1084.
- [12] ASAARI M S M, SUANDI S A, ROSDI B A. Fusion of band limited phase only correlation and width centroid contour distance for finger based biometrics [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(7): 3367-3382.
- [13] 何志勇, 孙立宁, 黄伟国, 等. 基于 Otsu 准则和直线截距直方图的阈值分割 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(10): 2315-2323.
HE ZH Y, SUN L N, HUANG W G, *et al.*. Thresholding segmentation algorithm based on Otsu criterion and line intercept histogram [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(10): 2315-2323. (in Chinese)
- [14] 苑玮琦, 朱春艳, 柯丽. 手指宽度选取与识别率对应关系分析 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(7): 1730-1736.
YUAN W Q, ZHU CH Y, KE L. Analysis of relationship between finger width and recognition rate [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7): 1730-1736. (in Chinese)
- [15] ADÁN M, ADÁN A, VÁZQUEZ A S, *et al.*. Biometric verification/identification based on hands natural layout [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(4): 451-465.
- [16] SHARMA S, DUBEY S R, SINGH S K, *et al.*. Identity verification using shape and geometry of human hands [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(2): 821-832.
- [17] 储珺, 郭卢, 安政, 等. 采用环形模板的棋盘格角点检测 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(1): 189-196.
CHU J, GUO L, AN ZH, *et al.*. Chessboard corner detection based on circular template [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(1): 189-196. (in Chinese)
- [18] ALFI A. Particle swarm optimization algorithm with dynamic inertia weight for online parameter identification applied to Lorenz chaotic system

[J]. *International Journal of Innovative Computing Information and Control*, 2012, 8(2): 1191-1203.

[19] 邹德旋, 王鑫, 陈传虎, 等. 基于改进粒子群的虹膜定位算法[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(4):

1056-1063.

ZOU D X, WANG X, CHEN CH H, *et al.*. Iris location algorithm based on improved particle swarm optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4): 1056-1063. (in Chinese)

作者简介:



刘惠影(1990—),女,吉林长春人,硕士研究生,2013年于吉林大学获得学士学位,主要从事模式识别与人工智能方面的研究。E-mail: luckydedou@163.com

导师简介:



刘富(1968—),男,吉林农安人,教授,博士生导师,1991年、1994年于吉林工业大学分别获学士、硕士学位,2002于吉林大学获得博士学位,主要从事生物特征识别技术、生物信息学关键技术等方面的研究。E-mail: liufu@jlu.edu.cn.

(版权所有 未经许可 不得转载)