

基于视频的掌纹掌脉联合识别系统

王浩, 康文雄, 陈晓鹏

华南理工大学自动化科学与工程学院, 广东 广州 510641

摘要 搭建了基于视频的掌纹掌脉联合识别系统。首先对掌纹掌脉采用新的注册和识别方式,用系统获取的手掌运动视频来代替传统采集方式所获取的静态图像,认证时手掌无需刻意停留,只需横扫而过,有效地增强了认证的亲和性。提出了将旋转视频和横扫视频进行融合注册的新策略,从而确保了注册特征的丰富性和完整性,增强了系统对不同认证姿态的稳健性。为了提升已注册用户的识别速度,提出一种级联融合策略来进行识别。构建了一个包含 100 个手掌、1200 段带有运动模糊的掌纹掌脉视频数据库,并在数据库上进行了大量仿真,结果显示新系统在 915 ms 的期望耗时内能够达到 1.51% 的等误率,验证了所构建新系统的有效性和实用性。

关键词 机器视觉; 生物特征认证; 掌纹识别; 掌脉识别; 级联融合

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0215004

Palm Print and Palm Vein Joint Recognition System Based Video

Wang Hao, Kang Wenxiong, Chen Xiaopeng

*School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology,
Guangzhou, Guangdong 510641, China*

Abstract A novel palm print and palm vein joint recognition system based video is built. First of all, a novel registration and identification approach is proposed, and we can obtain the palm motion video by proposed system instead of static image obtained by traditional collection method. The approach allows the users simply sweep their palms across the acquisition platform without having to stop, which effectively enhances the affinity of authentication. A new strategy of fusing rotating videos with sweep videos to generate the registration feature set is proposed, which ensures the abundance and integrality of the register feature and enhances the robustness of the system for various palm postures in authentication. A cascaded fusion strategy is presented to improve the recognition speed of the registered users. We construct a palm print and palm vein database containing 1200 videos with motion blur from 100 palms and carry out a series simulations. The results show that the proposed system can achieve a low equal error rate of 1.51% within the expected time consumption of 915 ms, which demonstrates the effectiveness and practicality of the new system.

Key words machine vision; biometrics authentication; palm print recognition; palm vein recognition; cascade fusion

OCIS codes 150.1135; 100.2960; 100.4994; 100.3008

1 引 言

随着网络信息技术的不断发展,传统的身份识别方式已经不能满足人们对易用性和安全性的需求,因此一类新的身份识别技术——生物特征识别技术开始得到广泛关注和应用。手部生物特征采集

较方便、设备成本低且用户接受度较高,因此基于手部生物特征识别的研究得到了广泛关注,如指静脉识别^[1]、指横纹识别^[2]、指形识别^[3-5]、掌纹识别^[6-8]、掌静脉识别^[9]、手背静脉识别^[10]和手臂静脉识别^[11]等。研究发现,单生物特征识别的信息和表征能力有限,因此单一特征的安全性和识别性能在某些场

收稿日期: 2017-07-03; 收到修改稿日期: 2017-09-16

基金项目: 国家自然科学基金(61573151)、广东省自然科学基金(2016A030313468)、广东省科技计划(2017A010101026)、广州市科技计划(201510010088)

作者简介: 王浩(1993—),男,硕士研究生,主要从事图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: hwsct@126.com

导师简介: 康文雄(1976—),男,博士,教授,主要从事图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: auwxkang@scut.edu.cn (通信联系人)

合并不能满足要求。不少学者尝试将不同的生物特征进行融合,以增加伪造的难度和复杂性,从而提高系统的安全性,如掌纹掌脉的融合^[12]和手形与掌纹的融合^[13]等。

目前手部生物识别主要针对单张图像进行分析和处理,这在很大程度上限制了所能获取的生物特征数量。视频图像序列中包含了丰富的信息源,更有利于特征的提取。近些年有研究开始采用视频数据进行生物特征的提取和匹配,如基于视频的指纹识别^[14]和基于视频的签名识别^[15]。这些研究表明,基于视频的识别方法能充分利用采集和认证期间的各种信息,从而有效提升系统的性能。

本文提出了一种基于视频的掌纹掌脉联合识别

系统,以采集手掌运动视频的方式代替传统的单一图像采集模式,并采用将旋转视频和横扫视频进行融合注册的方式增强注册模板中特征的丰富性和稳定性,最后结合实际应用引入了一种新的级联融合匹配方式来提高识别速度。

2 掌纹掌脉识别系统简介

所提掌纹掌脉联合识别系统的工作流程如图 1 所示。注册过程用蓝色实线表示,该过程将代表用户的特征信息导入注册数据库;识别过程用红色虚线部分表示,该过程将获取的特征信息与注册数据库中所保存的特征信息进行层级匹配并得到最终的识别结果,图中 ROI 表示感兴趣区域。

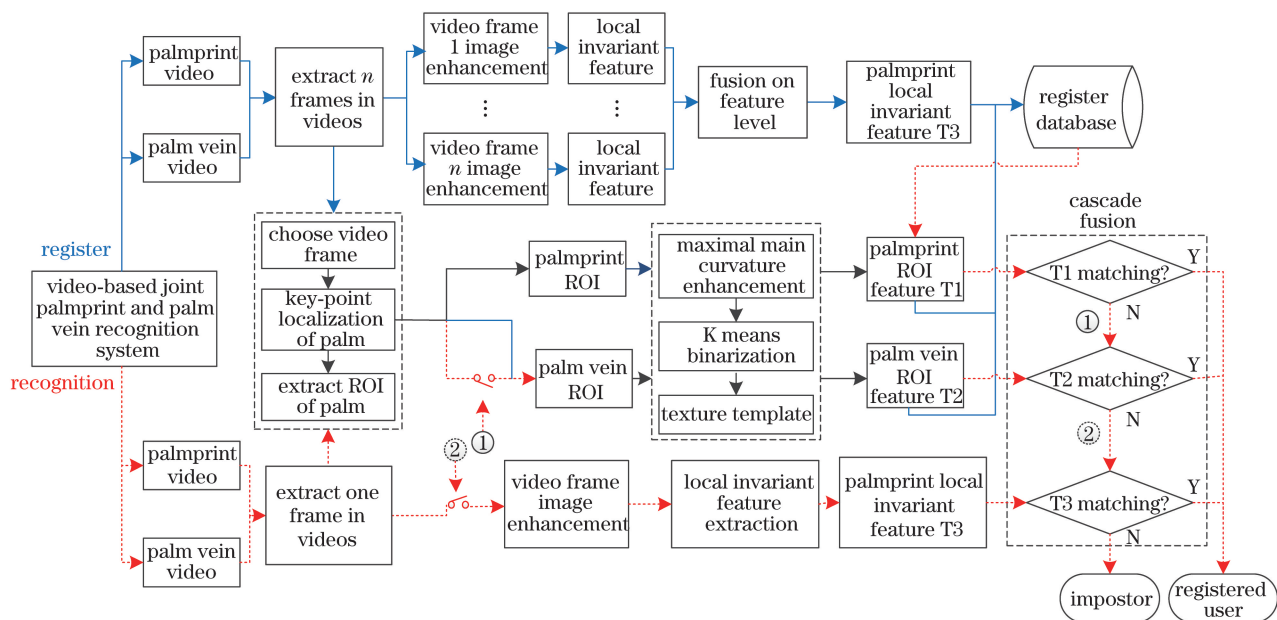


图 1 识别系统工作流程图

Fig. 1 Working flow chart of recognition system

识别系统的硬件采集系统如图 2 所示,图 2(a)为整体外观,图 2(b)为其内部架构。该系统的主要组成部分包括发光二极管(LED)光源阵列、双通道摄像头和均光板。其中 LED 光源阵列包括 20×14

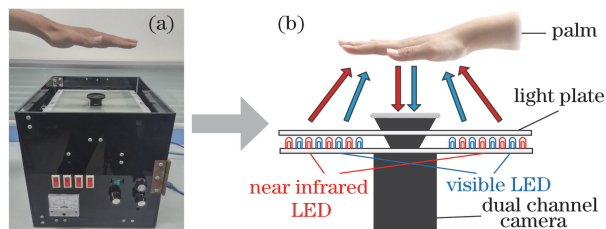


图 2 识别系统硬件模型。(a)整体外观;(b)内部结构示意图
Fig. 2 Hardware model of recognition system. (a) Overall appearance; (b) diagram of internal structure

的近红外光阵列(940 nm)和 20×14 的可见光阵列(500 nm),两种光源交错排列并在光源阵列上方覆盖一层均光板,从而使得光源阵列排列紧凑且能够在被采集手掌表面形成均匀的光照。当系统处于正常工作状态时,光源阵列透过均光板在手掌表面产生均匀的漫反射效果。双通道摄像头的可见光通道可采集掌纹图像,近红外光通道可采集近掌脉图像。

3 视频帧筛选

因系统的输入是手掌的一段运动视频,所以首先需要从视频中挑选出有效的目标帧。此外,由于系统采用的相机为双通道摄像头,其可见光通道和

近红外光通道的采集是同步的,而且相对于掌纹图像而言,近红外成像的掌脉图像中前景与背景的可区分性更强,因此先基于掌脉视频获取目标帧的序列号,再根据掌脉目标帧序列号获取掌纹视频中的对应帧。

在注册阶段,用户的手掌需水平摆放在采集平台的正上方,并以掌心为中心,按某一角度顺时针进行类似俯仰和翻滚的旋转运动,即手掌以一定角度依次从前往后、从左往右倾斜,采集开始一段时间内(设置为5 s)的手掌旋转视频。将通过上述方式采集的注册视频中的第1帧图像作为基准图像,令其

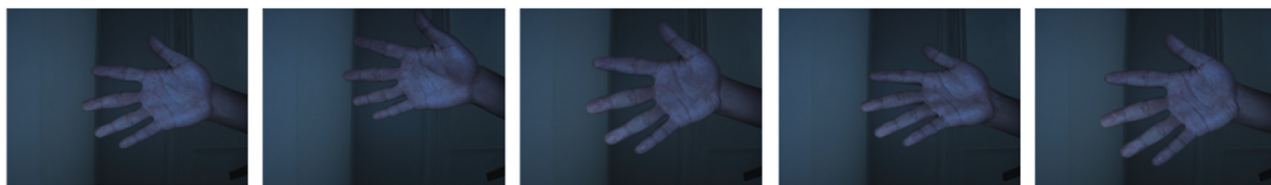


图3 旋转视频筛选得到的图像

Fig. 3 Selected images chosen from rotating video

在识别阶段,用户通过在系统上将手掌横扫而过以完成识别。由于采集的横扫视频帧中手掌前景与背景的可区分性非常强,因此可采用最大连通域的方法确定该帧图像中是否有手掌出现。在系统实际使用过程中,用户手掌的正常横扫速度足以确保横扫视频中有连续多帧图像,且这些图像包含完整的手掌,因此从中任意挑选出一帧图像即可,具体筛选过程如图4所示。



图4 横扫视频筛选得到的图像

Fig. 4 Selected images chosen from sweeping video

4 掌部纹理模板提取及匹配

由于所提系统同步采集掌纹和掌脉图像,因此二者手部区域的位置是重合的。考虑到实际采集的掌脉图像背景单一且前景与背景的对比度较高,首先在掌脉图像上进行ROI提取操作,然后截取对应掌纹图像中的掌纹ROI。图5(a)展示了一个获取的掌脉图像,首先按照文献[16]中提出的算法依次进行手掌边缘轮廓提取、关键点定位和掌部ROI截取,得到如图5(b)中红色矩形所示的掌脉ROI。对掌脉ROI图像分别进行尺度和角度归一化后得到如图5(c)所示的归一化掌脉ROI,但从图中可以看

为现有掌纹识别系统所要求的标准手掌摆放姿态。在此基础上,选取另外4帧图像作为辅助图像,从中提取特征以增加掌纹局部不变特征的完备性和稳定性。一般来说,对于4帧辅助图像,在选择时应尽量保证它们之间的姿态存在较大的差异,但在实际应用中考虑到时间消耗的因素,结合视频中手掌运动一般是匀速运动这一先验条件,首先将第1帧之外的所有视频帧平分为4部分,在这4部分视频中分别随机抽取一帧作为辅助图像,即第2~5帧图像。图3给出了在旋转视频中进行筛选得到的一个注册图像的集合示例。

出其整体的对比度较低,因此采用具备较强稳健性的最大主曲率算法^[17]对其进行纹理增强。为了生成待匹配模板特征,采用K-means算法对主曲率增强后的图像进行二值化处理,增强后的图像和二值化图像分别如图5(d)、(e)所示。

针对掌脉匹配,文献[16]提出了一种基于共同前景的局部二值模式(MF_LBP)的掌脉匹配方法,即首先根据模板匹配结果得到两幅图像的共同前景部分,再对二者的共同前景部分进行局部二进制模式匹配^[18],最后利用模板匹配结果和共同前景局部二值模式(LBP)匹配分数进行支持向量机(SVM)融合,以实现掌脉识别。研究发现,在ROI稳定的情况下,模板匹配和MF_LBP为匹配效果较佳的算法,因此可结合实际应用需求对二者进行决策层的级联融合。

5 掌纹局部不变特征提取及匹配

相比于掌脉图像,掌纹图像拥有更加丰富的纹路信息,且其纹理与背景间具有更剧烈的灰度变化。结合采集的掌纹图像特点,设计了一种新的掌纹特征检测和描述算法。此外,为了充分利用视频中多帧图像所包含的掌纹信息,对从多帧图像中提取到的特征进行有效融合,以改善识别效果。

5.1 带网格约束的特征检测

在处理掌纹图像的过程中,若直接采用经典的特征点检测算法对原始图像进行检测,则提取到的

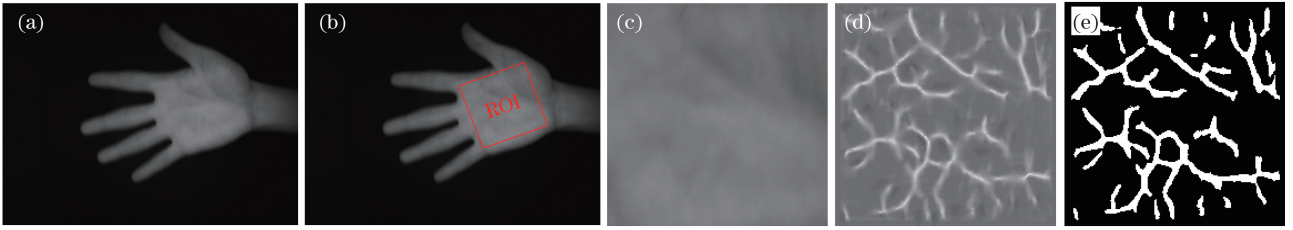


图 5 掌部纹理模板提取步骤。(a)获取的掌脉图像;(b)掌脉 ROI;(c)归一化掌脉 ROI;(d)增强图像;(e)二值图像

Fig. 5 Extraction steps of palm texture template. (a) Obtained palm vein image; (b) ROI of palm vein;

(c) normalized ROI of palm vein; (d) enhanced image; (e) binary image

特征点数相对较少;若对增强后的图像进行特征点检测,则会引入噪声,降低特征点的稳定性,使得不同时刻得到的同一手掌检测特征点差异较大。

为克服这个问题,抛弃了传统的特征点检测的步骤,针对性地引入一种新的带网格约束的特征检测方法,该方法通过在归一化的掌纹 ROI 区域上划分网格,将固定网格分布上的像素点直接作为检测到的特征点。采用固定网格提取特征点的方法得到 ROI 稳定情况下特征点的重复率较强。此外,即使 ROI 纹理部分存在轻微的偏移,网格分布下的相邻特征点也能成功地匹配,具有较强的稳健性。图 6 展示了本文方法对掌纹 ROI 进行特征点检测的示例图,其中图 6(a)为待处理图像,图 6(b)为系统所采用的固定网格划分方法,其边缘宽度设为 25,网格边长为 10,特征点的检测结果如图 6(c)所示。

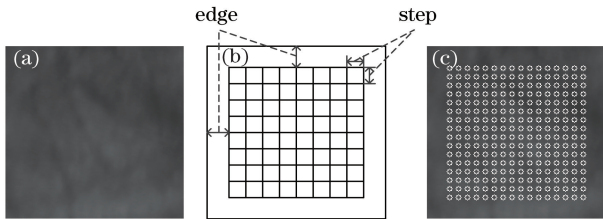


图 6 特征点检测的过程。(a)掌纹 ROI;

(b)固定网格分布示意图;(c)特征点的检测结果

Fig. 6 Process of feature point detection.

(a) ROI of palm print; (b) distribution schematic of fixed grids; (c) detected result of feature points

传统的特征点检测往往涉及大量的尺度估计及区域计算,其计算复杂度较高,而带网格约束的特征检测方法可以有效地提高计算速度,并大幅提升特征点的检测速度。与此同时,在固定网格划分下的特征点,其位置关系较为固定,可用于特征匹配后的去误匹配操作,从而有效提高系统的识别准确率。

5.2 特征描述

为了提高易用性和友好性,新系统不会过多得约束用户的注册姿态,因此注册和识别时用户手掌

摆放姿态及运动速度都相对比较随意,使得采集到的视频图像都有一定程度的模糊和旋转。本课题组在前期工作中提出局部不变特征(FRDOH)描述子^[19]对掌纹识别具有一定的有效性,因此在系统中采用 FRDOH 描述子对检测到的掌纹特征点进行描述。同时考虑到尺度不变特征变换(SIFT)描述子能够应对具有尺度、旋转和视角变换的场景,为了验证 FRDOH 描述子的有效性,将 FRDOH 与经典的 SIFT 描述子^[20]进行了对比。

5.3 特征融合

如前所述,为了充分利用掌纹视频中的多帧图像信息,采用文献[21]中提出的特征融合算法对前述步骤提取的掌纹图像特征进行融合。其中,对掌纹视频中提取的 n 帧图像分别进行局部不变特征提取,从而得到 n 个特征向量集组成的集合 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\}$,其中每个特征向量集可表示为 $\mathbf{x}_i = \{x_j^i, j = 1, 2, \dots, m_i\}$,其中 m_i 表示第 i 帧图像中的特征点数量。对 n 幅图像进行特征融合可得到特征向量集 $\mathbf{x}_{\text{fusion}}$ 。初始化过程如下:从 \mathbf{X} 中选出第 1 帧图像的特征向量集 \mathbf{x}_1 ,将其作为初始融合特征向量集 $\mathbf{x}_{\text{fusion}}$,即 $\mathbf{x}_{\text{fusion}} = \mathbf{x}_1$;更新过程是从 \mathbf{X} 中选取第 k 帧图像对应的特征向量集 \mathbf{x}_k ,将 \mathbf{x}_k 中的每个 x_k^i 与 $\mathbf{x}_{\text{fusion}}$ 中所有特征向量逐一进行距离匹配,若距离值大于预设的阈值,则将 x_k^i 标注为与融合特征向量集不相似的特征;在对 \mathbf{x}_k 中的每个特征向量都进行距离计算以及相应的标注操作后,将 \mathbf{x}_k 中标注过的特征向量添加到 $\mathbf{x}_{\text{fusion}}$ 中形成新的 $\mathbf{x}_{\text{fusion}}$,从而完成一次更新过程;之后从 \mathbf{X} 中选出另一帧掌纹图像的特征向量集对 $\mathbf{x}_{\text{fusion}}$ 进行更新,直到所有的图像均已融合完毕,得到最终的特征向量集合 $\mathbf{x}_{\text{final}}$ 。

5.4 特征匹配

在对掌纹图像提取了丰富的特征描述后,采用特征点欧氏距离匹配的方式进行掌纹图像的特征匹配。首先,将两个待匹配掌纹图像的特征描述子分别记为 $\mathbf{p} = \{p_i, i = 1, 2, \dots, m\}$ 和 $\mathbf{q} = \{q_j, j = 1,$

$2, \dots, n\}$, 其中 m 和 n 为特征点的数量。将集合 p 中的 m 个特征向量 p_i 分别与集合 q 中的 n 个特征向量 q_j 逐一进行欧式距离的计算, 根据最小距离获得最相似的特征点对 (p_i, q_j) , 根据预设的空间位置阈值去除误匹配点对, 统计两幅图像的特征匹配数并决定是否匹配。

6 决策层级联融合

在进行特征提取和匹配后, 对于每个用户可提取到掌脉模板特征 T1、掌脉 MF_LBP 特征 T2 和掌纹局部不变特征 T3。如前所述, 这 3 种特征具有一定的互补性, 因此在计算出三者的匹配分数 SIM1、SIM2 和 SIM3 后, 如何有效地进行特征融合是本节的重点。在现有的生物特征融合研究中, 常采用基于加权求和或是基于 SVM 的分数层融合策略, 其

流程如图 7(a) 所示。这两种策略在仿真和理论分析中都能够取得较好的性能, 但在实际应用中则存在一个问题: 在识别过程中, 系统对于已注册的用户和入侵者都要无差别的进行 3 种特征提取及匹配, 使得系统的整体耗时较长, 而没有侧重于已注册用户的体验和系统的易用性。针对上述问题, 提出了一种新的级联融合策略, 其整体流程如图 7(b) 所示。利用已注册用户的特征相似度远高于入侵者的特点, 对 T1 和 T2 特征设置较高相似度阈值并进行验证。对于系统中已注册用户, 可以先匹配 T1 特征或经过 T1 特征后再匹配 T2 特征直接完成识别, 无需后续 T3 特征的提取及匹配操作, 从而使已注册用户能快速完成验证。而对于入侵者则需要经过 3 种特征的提取和匹配操作, 使得整个系统提升了已注册用户的易用性。

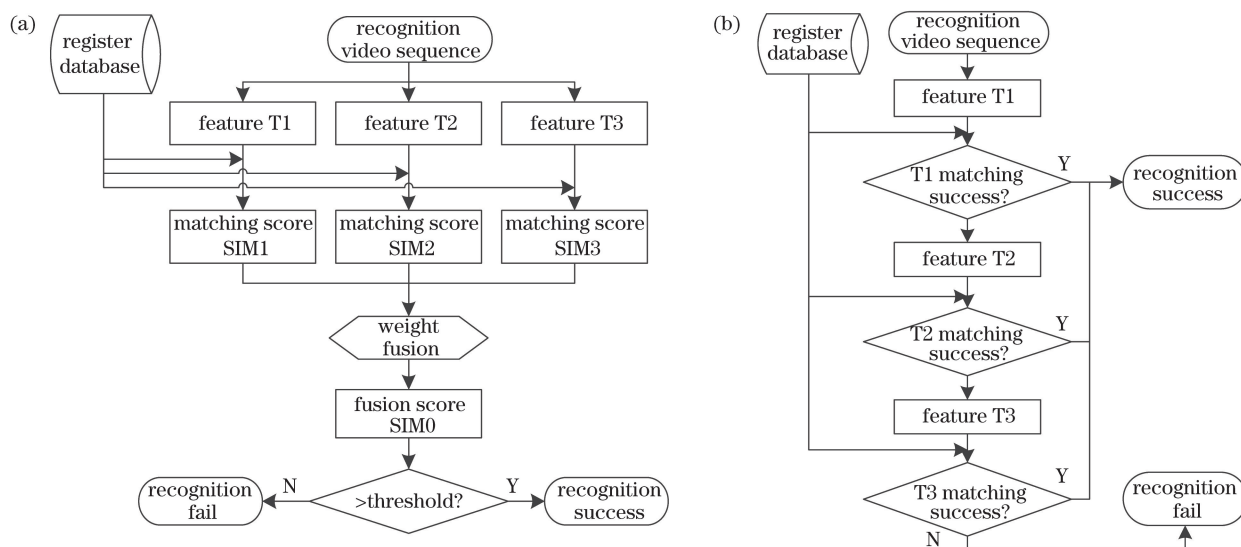


图 7 加权融合/SVM 融合和级联融合的认可流程图。(a) 加权融合/SVM 融合; (b) 级联融合

Fig. 7 Recognition flow charts of weighted fusion/SVM fusion and cascade fusion.

(a) Weighted fusion/SVM fusion; (b) cascade fusion

7 仿真结果分析

由于目前的公开数据库中没有集掌纹、掌脉运动视频于一体的数据库, 因此为了充分验证所搭建的掌纹掌脉联合识别系统的有效性, 建立了一个双通道手掌运动视频数据库。自建的掌部数据库中采集了 50 位测试者的手掌运动视频, 包含 35 位男性和 15 位女性, 具有一定的代表性。对于每个测试者, 分别采集其左右手掌, 则数据库总共包含了 100 个手掌对象。对于每个手掌对象, 在双通道摄像头下, 分别采集了 3 段旋转视频和 3 段横扫视频作为数据库的数据源, 同时每段视频中又包含可

见光通道采集的掌纹视频和近红外通道采集的掌脉视频。因此, 在构建的数据库中, 掌脉视频数据有 300 段掌脉旋转视频和 300 段掌脉横扫视频, 掌纹视频数据有 300 段掌纹旋转视频和 300 段掌纹横扫视频, 共计 1200 段双通道手掌运动视频。算法的仿真平台为: Matlab R2015b, Microsoft Visual Studio 2013, CPU: Intel(R) Core(TM) i5-4590, RAM 12 GB。

7.1 仿真性能评价

通过类内匹配和类间匹配对算法性能进行评估。与现有掌纹掌脉系统的类内和类间匹配不同, 本文类内匹配指的是同一手掌的横扫视频帧

图像与旋转视频帧图像之间的相似度匹配,而类间匹配指的是不同手掌的横扫视频帧图像与旋转视频帧图像之间的相似度匹配。对于性能评价指标,使用错误接受率(FAR)、错误拒绝率(FRR)和等误率(EER)作为性能评价标准。FAR指的是在类间匹配时,不同的手掌对象被错误识别为相同手掌的次数占类间总匹配次数的比率;FRR指的是在类内匹配时,相同手掌被错误识别为不同手掌的次数占类内总匹配次数的比率。由 FAR 和 FRR 可形成工作特性(ROC)曲线,而 EER 则是 ROC 曲线中 FAR 与 FRR 相等时对应的值。使用 EER 可表征算法的准确率,EER 值越小,则表示准确率越高。

7.2 级联融合对掌脉特征识别的影响

对于提取的掌脉模板特征 T1 和掌脉纹理特征 T2,系统分别采用模板匹配算法和 MF_LBP 匹配算法^[15]进行识别。该系统采用级联结构对 T1 和 T2 特征进行判别,因此可通过分别观察掌脉模板特征 T1、掌脉纹理特征 T2 的相似度分布曲线以及将 T1 和 T2 特征级联融合后匹配分数的 EER 曲线来评估算法的性能。具体仿真结果如图 8 所示。图 8(a)、(b)分别显示了 FAR 为 0 时两种匹配方式对应的 FRR 值,FRR 值可用于衡量类内和类间匹配分数的分离程度。类内距离分布越集中,该值越小,表明采用该特征进行匹配可正确筛选出的类内匹配越多。

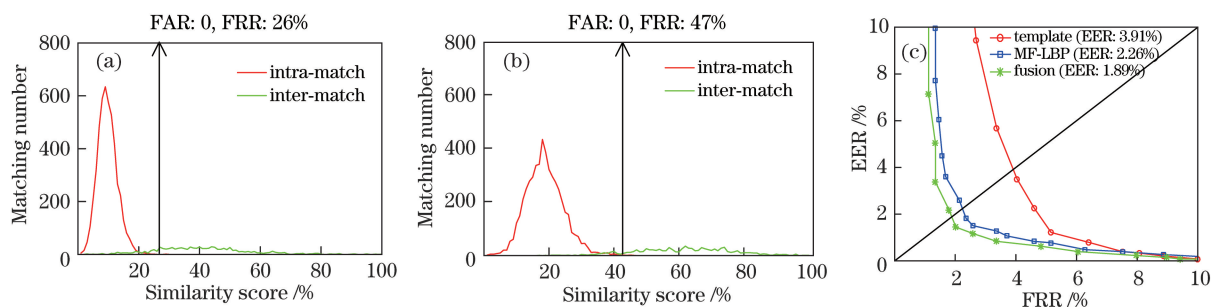


图 8 识别性能分布曲线。(a)模板匹配的相似度分数;(b)MF_LBP 匹配的相似度分数;(c)等误率
Fig. 8 Distribution curves of recognition performance. (a) Similarity score of template matching;
(b) similarity score of MF_LBP matching; (c) EER

从图 8 中可以看出,对于 T1 和 T2 特征,使用模板匹配得到的类内类间分离程度明显优于 MF_LBP 匹配结果。其原因在于:模板匹配算法关注的是两幅图像主纹理的重合程度,采集过程中同一个体的不同掌纹样本间存在姿态的差异,造成二者的主纹理重合程度较高,即类内匹配的相似度分数分布范围较大,但不同个体的掌纹样本之间的纹理重合程度普遍较低,从而使得类间匹配的相似度分数基本上会分布在一个狭窄的分布区间,如图 8(a)中红色曲线所示;相反,MF_LBP 匹配的分数的容易受到全局信息的影响,因此除了其类内匹配的相似度分数分布较广,也可能由于部分不同个体的掌纹样本间的局部区域匹配度高,其类间匹配的相似度分布范围也相对较大,如图 8(b)中红色曲线所示。然而,对于 MF_LBP 匹配,虽然其在提升类内匹配的相似度分数的同时也提高了类间匹配的相似度分数,但相比于类间匹配相似度分数的提高,类内匹配相似度分数的提高对整体识别率影响更为显著,通过对比二者等误率曲线,可得到其整体识别率相对于模板匹配有所提升。

因此,在系统实现上,采用先进行模板匹配再进行 MF_LBP 匹配的策略进行级联融合。为了衡量融合之后类内和类间匹配相似度分数的可分离程度,用计算级联融合后 FAR 为 0 时的 FRR 值来表征,具体仿真结果如表 1 所示。

表 1 掌脉模板匹配、MF_LBP 匹配和级联融合匹配的仿真结果

Table 1 Simulation results of template matching, MF_LBP matching and cascade fusion matching of palm vein

Method	Template matching	MF_LBP matching	Cascade fusion matching
FRR / %	26.00	47.00	11.78

从表 1 可以看出,采用级联结构对掌脉模板特征 T1 和掌脉纹理特征 T2 进行识别,可大量剔除类间样本,从而加快了类内用户的识别速度。此外,由图 8(c)可以看出,采用该融合策略后识别率有所提升。

7.3 视频图像融合注册方式对掌纹识别性能的影响

上述掌纹识别步骤中采用了局部不变特征方

法,为了进一步提升掌纹识别性能和丰富注册环节中的掌纹局部不变特征,提出旋转视频+横扫视频的视频图像融合注册方式。由于自建数据库中每个对象均包含 1 段掌纹旋转视频(记为 Rot)和 3 段掌纹横扫视频(记为 Swp1、Swp2 和 Swp3),因此新型视频图像融合注册方式形成的注册特征集总共有 3 种组合方式,分别为 Rot+Swp1、Rot+Swp2 和 Rot+Swp3。另外,为了更好地验证新型融合注册方式的有效性,将单旋转视频和单横扫视频分别作为一种注册特征集,并进行比较,结果如表 2 所示。

表 2 多帧特征融合下识别等误率的对比

Table 2 Comparison of recognition equal error rate under multi-frame feature fusion

Register feature set	Rot+Swp1	Rot+Swp2	Rot+Swp3	Rot	Swp
EER / %	5.94	5.16	4.50	6.73	11.40

从表 2 可以看出,与仅使用横扫视频或旋转视频作为注册特征集相比,本视频图像融合注册方式可极大地降低系统的识别等误率,其原因在于:系统中注册特征和识别特征是以不同的运动形式进行采集的。因此,即使是同一对象在以运动形式识别时,也会出现手掌姿势变化和运动模糊程度不同的情况。使用单一的旋转视频或横扫视频作为注册特征,将会在一定程度上降低系统识别的准确率。此外,横扫视频是本系统为增强认证的亲和性而采用的一种认证方式,该方式下获取的视频图像会存在运动模糊和多帧图像相似度大、互补性小等问题,因此直接使用横扫视频作为注册特征无法获得丰富的注册特征集,从而会降低系统整体性能。

7.4 掌纹局部不变特征描述子对系统识别性能的影响

对于掌纹局部不变特征,使用第 5.2 节中提到的 SIFT 算法和 FRDOH 算法对掌纹进行特征提取,并从等误率和计算时间效率两个方面进行性能对比,结果如图 9 所示。

从图 9(a)中的等误率曲线可以看出,通过采用 FRDOH 描述子和 SIFT 特征对掌纹进行局部不变特征提取,可获得系统识别性能;同时发现,无论注册特征融合与否,采用 FRDOH 描述子得到的系统识别等误率优于采用 SIFT 描述子得到的系统识别等误率。此外,在计算时间的复杂度方面,从图 9(b)所示的计算效率柱状图中可以看出,注册阶

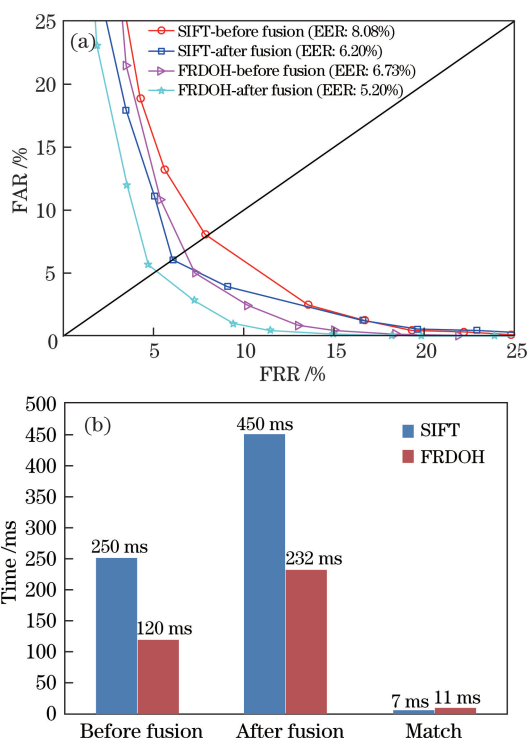


图 9 SIFT 算法与 FRDOH 算法性能对比结果。
(a) 识别等误率; (b) 计算效率

Fig. 9 Performance comparison of SIFT and FRDOH.

(a) Recognition equal error rate; (b) computational efficiency
段(多帧图像特征融合)中使用 SIFT 描述子和 FRDOH 描述子进行特征提取的耗时分别为 450 ms 和 232 ms,而在识别阶段二者特征提取的耗时分别为 250 ms 和 120 ms。因此,在注册和识别过程中,FRDOH 描述子的时间复杂度低于 SIFT 描述子。由此可见,采用 FRDOH 描述子进行特征的提取和匹配能够有效提升系统的综合性能。

7.5 不同特征融合方式比较

在掌纹掌脉联合识别的系统中,可以通过前面的仿真得到掌脉模板特征、掌脉纹理特征和掌纹局部不变特征的匹配分数。为了验证所提决策层级融合策略的有效性,将其与 SVM 融合以及加权融合策略进行识别性能和消耗上的比较,其中性能比较结果如图 10 所示,采用 SVM 融合、加权融合和级联融合可以分别达到 0.88%、0.98% 和 1.51% 的等误率,比单一特征都有较大幅度的提高。

同时,为了说明 3 种融合的时耗情况,分别记录对掌脉模板特征 T1、掌脉纹理特征 T2 和掌纹局部不变特征 T3 的特征提取和匹配阶段的具体耗时,结果如表 3 所示。现假定数据库中有 50 个对象的手掌特征,且采集到待识别对象的手掌视频后,需要

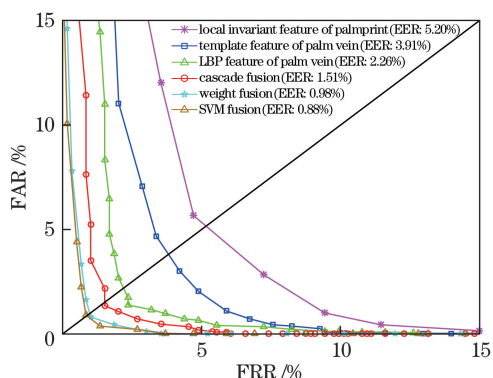


图 10 分数层融合方式效果对比

Fig. 10 Comparison of effects of score level fusion modes

表 3 不同特征提取和匹配的耗时对比

Table 3 Time-consuming comparison of different feature extraction and matching

Recognition step	T1 feature extraction	T2 feature extraction	T3 feature extraction	T1 matching	T2 matching	T3 matching
Time /ms	175	2.5	120	8	20	11

识别直接获得结果、通过 T1 和 T2 级联特征识别直接获得结果以及通过 T1、T2 和 T3 级联特征识别获得结果,对应的期望耗时 T_1 、 T_2 和 T_3 分别为 575.0, 1577.5, 2247.5 ms, 因此级联融合方式的期望耗时可以表示为

$$T_{cas} = 74\% \times T_1 + 14.22\% \times T_2 + 11.78\% \times T_3 = 914.576 \text{ ms}. \quad (1)$$

若是陌生人,则需要进行 T1、T2 和 T3 的识别才能获得结果,耗时 $T_{cas} = 2247.5 \text{ ms}$ 。

8 结 论

为提升现有掌部特征识别系统的识别性能和增强系统的亲和性,提出了一种基于视频的掌纹掌脉联合识别系统。该系统通过采集运动视频来获取掌纹掌脉图像,将旋转视频和横扫视频联合组成注册集,使其包含多种运动形式的特征,充分利用多种特征间的相关性并以级联融合匹配的方式进行识别,从而增强系统的综合性能。为了验证所提方法的有效性,构建了一个包含 100 个手掌和 1200 段带有运动模糊的掌纹掌脉视频数据库,并在数据库上进行了大量仿真。结果显示系统在基本不影响准确率的情况下,能大幅提高已注册用户的识别速度,从而提升识别系统的亲和性。尽管仿真结果验证了系统的可行性和有效性,但由于时间限制,仿真数据库均是在夏季采集的手掌运动视频数据。在气温变化较大的情况下,仍需进一步验证识别系统的稳健性。在气温较低时,血管收缩会导致成像过程中静脉图像

与数据库中的所有对象进行逐一匹配。而加权融合方式与 SVM 融合方式需提取所有的 3 个特征。因此,结合表 3 可知,两者的总耗时均为 $T_3 = 2247.5 \text{ ms}$ 。

根据第 6 节的决策层融合策略,分别从已注册用户和陌生人识别两种情况对级联融合方式的识别性能进行讨论。

由图 8 可知,已注册的用户有 74% 的概率通过 T1 阶段识别,从而直接得到最终结果;由表 1 可知,未通过的部分对象有 14.22% 的概率通过 T2 特征的识别而得到最终结果,最终有 11.78% 的对象需要进行 T3 识别。上述 3 种识别情况,即通过 T1 特征

的不清晰,后续工作中需对这个问题进行更深入的研究,以提高系统的适应性。

参 考 文 献

- [1] Song W, Kim T, Kim H C, *et al.* A finger-vein verification system using mean curvature[J]. Pattern Recognition Letters, 2011 32(11): 1541-1547.
- [2] Li Q, Qiu Z D, Sun D M, *et al.* A novel biometric: Knuckleprint[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(6): 596-601.
李强, 裘正定, 孙冬梅, 等. 指横纹: 一种新的生物身份特征[J]. 自动化学报, 2007, 33(6): 596-601.
- [3] Kang B J, Park K R. Multimodal biometric method based on vein and geometry of a single finger[J]. IET Computer Vision, 2010, 4(3): 209-217.
- [4] Kang B J, Kang B P, Yoo J H, *et al.* Multimodal biometric method that combines veins, prints, and shape of a finger[J]. Optical Engineering, 2011, 50(2): 029801.
- [5] Zhu L Q, Zhang S Y. Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palm print[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(12): 1641-1649.
- [6] Kong A, Zhang D, Kamel M. A survey of palmprint recognition[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(7): 1408-1418.
- [7] Jia W, Zhang B, Lu J, *et al.* Palmprint recognition based on complete direction representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(9): 4483-4498.
- [8] Fei L, Xu Y, Zhang D. Half-orientation extraction of

- palmprint features[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 69: 35-41.
- [9] Paula A, Rajeswari E, Lakshmi S S, *et al.* Robust palm vein pattern recognition system based on hybrid texture descriptors[J]. Biometrics and Bioinformatics, 2016, 8: 186-189.
- [10] Wang L, Leedham G, Cho S Y. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 920-929.
- [11] Zhao S, Wang B, Tang C Y. Arm vein feature extraction and matching based on chain code[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 0515003.
赵珊, 王彪, 唐超颖. 基于链码表示的手臂静脉特征提取与匹配[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 0515003.
- [12] Zhang D, Guo Z, Lu G, *et al.* Online joint palmprint and palmvein verification[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2621-2631.
- [13] Kumar A, Zhang D. Personal recognition using hand shape and texture[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(8): 2454-2461.
- [14] Qin W, Yin Y L, Liu L L. Video-based fingerprint verification[J]. Sensors, 2012, 13(9): 11660-11686.
- [15] Fang Y X, Kang W X, Wu Q X, *et al.* A novel video-based system for in-air signature verification[J]. Computers & Electrical Engineering, 2017, 57: 1-14.
- [16] Kang W X, Wu Q X. Contactless palm vein recognition using a mutual foreground-based local binary pattern[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(11): 1974-1985.
- [17] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2007, E90D(8): 1185-1194.
- [18] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [19] Kang W X, Chen X P. Fast representation based on a double orientation histogram for local image descriptors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(10): 2915-2927.
- [20] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [21] Yan X K, Kang W X, Deng F Q, *et al.* Palm vein recognition based on multi-sampling and feature-level fusion[J]. Neurocomputing, 2015, 151(2): 798-807.