



专题：网络空间安全

一种基于指纹和声纹决策级融合识别方法

章坚武, 杨佳佳, 吴震东
(杭州电子科技大学, 浙江 杭州 310018)

摘要: 结合指纹和声纹在识别环境中的优良互补性以及两种特征相关性不强的特点, 提出一种基于指纹和声纹决策级融合识别方法。在对相应的指纹和声纹分别提取特征和识别之后, 使用提出的二次比较选择模型(second comparison of choosing model, SCCM)在决策层上利用分数层数据信息进行辅助分类, 根据类别判断是否启用声纹识别, 使得双模态融合系统平均数据处理量降低了 32.8%。基于 FVC2002DB1 指纹库和自采集声纹库进行了实验验证。实验结果显示, 多模态融合可以有效解决单模态的识别限制, 识别率相对单模态提升了将近 5.08% 和 4.60%, 且稳定性较高。

关键词: 多生物特征系统; 特征选择; 二次比较选择模型; 决策层

中图分类号: TP301

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018130

Method of fingerprint and voiceprint based decision level fusion recognition

ZHANG Jianwu, YANG Jiajia, WU Zhendong
Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Because of strong complementarity in the recognition environment and the low correlation characteristics of the two features, a fingerprint and voiceprint based decision level fusion recognition method was proposed. After extracting the features and recognition of corresponding fingerprint and voiceprint, the second comparison of choosing model (SCCM) was used to classify at the decision-making level and judge whether to enable voiceprint recognition according to the category, reduced the average data processing volume of the dual-mode fusion system by 32.8%. Experiments applied to FVC2002DB1 fingerprint library and self-collecting voiceprint library. The experimental results show that the multi-biometrics fusion effectively solves the single-modal recognition limitation and the recognition rate improves nearly 5.08% and 4.60% as well as get a more stable system.

Key words: multi-biometrics system, feature selection, second comparison of choosing model, decision-making level

收稿日期: 2018-01-02; 修回日期: 2018-03-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61772162); 国家重点研发计划经费资助项目 (No.2016YFB0800201); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY16F020016)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61772162), National Key Research and Development Program of China (No.2016YFB0800201), Zhejiang Natural Science Foundation of China (No.LY16F020016)

1 引言

在当代信息与网络技术快速发展的时代, 基于生物识别技术的身份认证的需求不断增加。传统的生物识别技术譬如指纹、静脉识别等已经被赋值并仿造出来, 例如通过伪造指纹或人脸来进行身份验证^[1], 所以单模态生物识别系统在匹配精度、难度、普遍性和易攻击性方面都显示出了限制^[2]。多生物特征识别系统融合面部、指纹、掌纹、声音和虹膜等多种特征来提高生物特征识别的稳定性、准确性和不可伪造性。多模态生物识别技术为实现安全性更高的身份验证和识别提供了极大的帮助。

生物特征的选择以及融合方式的选择成为目前多模态融合的技术难点, 国内外学者对多模态的研究也提出了许多方法, 参考文献[3]最早提出在匹配层上进行人脸与语音的融合识别; 参考文献[4]通过计算 or 和 and 两种融合规则的等误率 (equal error rate, EER), 选择其中最小的规则作为最佳融合策略, 并与加法和乘法融合策略进行比较, 识别率得到了 3% 的提高; Conti V 等人^[5]在特征层上融合指纹和虹膜, 获得了 96% 的准确性。以上参考文献结果均体现了多模态较于单模态的识别优势。

在众多生物特征中, 指纹技术研究可以追溯于 Lee 等人^[6]的研究, 由于其特征的不变性和显著性, 成为众多融合中常选的一类, 主流处理方法有 Gabor 滤波器增强^[7,8]、傅立叶域的方向滤波^[9]增强、基于相关性的匹配^[10]、基于细节点的特征匹配^[11]; 而声纹识别独立性、稳定性较强, 主流方法有隐马尔可夫模型^[12]、人工神经网络^[13]、高斯混合模型^[14] (Gaussian mixture model, GMM) 等方法。通过对这两种生物特征的融合, 可以在较差的环境中实现互补, 并仍旧保持较高的识别率和实时性。由于指纹识别系统和声纹识别相对独立且提取的特征相关性也不强, 因此选择计算量小且层次

高的决策层进行两者的融合较为合适。

本文提出的二次比较选择模型 (second comparison of choosing model, SCCM) 考虑到融合生物特征所选的层次越高, 损失数据量越多的特点, 将利用分数层的数据信息辅助决策层融合; 其次, 本文模型在提高识别率的同时能够降低多模态系统的数据处理量。

2 模型建立思想

决策层融合是最高层融合, 常通过简单的逻辑方法例如 and 规则、or 规则、投票和加权等方法对各自单模态的判决结果进行融合。参考文献[15]阐述了基于并联结构的决策层融合方案, 该方案通过分配掌纹和手型不同的权重系数得到识别阈值, 进而判决; 参考文献[16]使用粒子群优化 (particle swarm optimization) 算法主动为每一次融合选择最佳逻辑规则, 保证了局部融合最优性; 参考文献[17]提出了一种基于特征码的多模态生物特征识别方法, 即使用相同代码提取人脸和掌纹特征, 减少了归一化步骤, 提高融合效率, 并在决策层上采用异或 (XOR) 策略融合得到了 92.73% 的识别率, 比单模态人脸识别提升了将近 42%。以上决策层融合均取得了良好的结果, 但是都存在由于多模态系统要同时处理两种生物特征而造成计算量大的问题, 为此本文在保证识别效果的基础上降低数据处理量而提出了二次比较选择模型来优化此问题。识别流程及步骤如图 1 所示。

本文设置双阈值用于分类, 图 1 中 S_{at} 为确认阈值; S_{nt} 为否认阈值。一般情况下, S_{at} 的取值应大于误拒率 (false non-match rate, FNMR) 和错误匹配率 (false match rate, FMR) 的交点等误率 (EER) 的值, S_{nt} 应小于 EER 的值, 双阈值的设定将依赖于指纹识别的等误率曲线。

步骤 1 对获取的指纹图像进行预处理 (均衡、收敛、平滑、增强、细化) 操作以后, 提取特征并进行与模板图片之间的匹配分数计算。

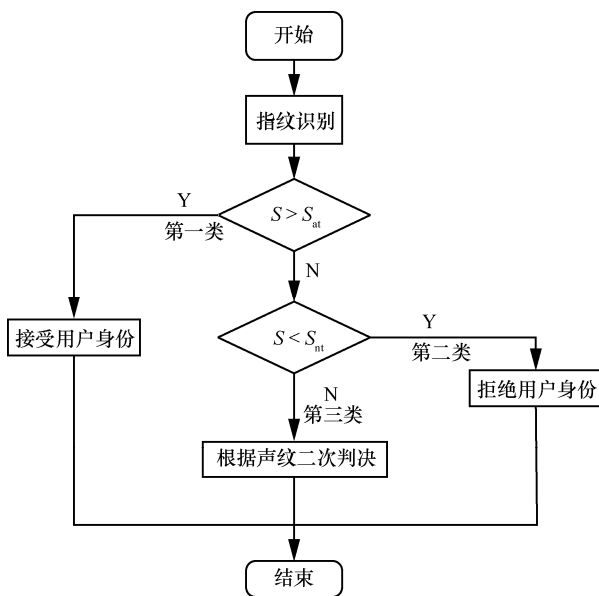


图1 融合模型识别流程

步骤2 根据在分数层得到匹配分数 S (S 的取值下文详述) 将用户分为3类：当 $S \geq S_{at}$ 时，归为第一类（确认用户），即直接确定登录人和注册人是同一人；当 $S < S_{mt}$ 时，归为第二类（否认用户），即直接排除不是注册人登录；当 $S_{mt} \leq S < S_{at}$ 时，归为第三类（身份待定），即不能决策是否为注册人登录。

步骤3 当用户被归为第三类身份待定的情况下，需要启用声纹识别辅助决策。

步骤4 对第三类用户声纹进行特征提取与识别，作为最终的身份确认结果。

3 基于指纹与声纹身份识别方法

3.1 基于指纹的身份识别

指纹识别技术已广泛应用于生活，也是本文多模态融合实验的关键一步。实验发现，傅立叶域滤波解决了空间域滤波对指纹奇异点附近方向场变化剧烈不太敏感的问题，此外，由于空间域里卷积运算在傅立叶域中转换为乘积运算，因此处理速度更快，所以本文选择在傅立叶频率域增强指纹图像并通过逆变换得到增强的脊线。在空域^[18]和频域处理后的指纹图像对比图和频域处理具体

过程分别如图2和图3所示。



图2 指纹增强对比

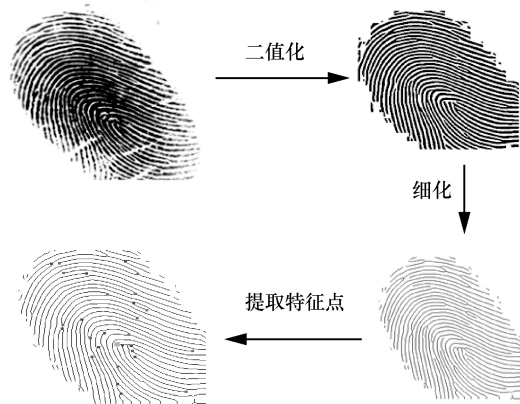


图3 指纹图像在傅立叶域提取特征点过程

3.2 基于欧几里得距离 (Euclidean distance) 的特征匹配

在基于细节点匹配的模式中，细节点往往以细节点集结构表示，例如一个细节点 m_i 可以表示为 $m_i = \{x, y, cn, \theta\}$ 的形式，其中 x 和 y 分别表示细节点的坐标， cn 代表该点类型， $cn=1$ 表示该点是端点， $cn=3$ 表示该点是叉点， $cn=5$ 表示该点是中心点， θ 表示沿着主脊的方向。指纹图像的匹配即对提取的指纹细节点进行旋转配对。

对任意两幅指纹图像提取特征以后以细节点集形式表示为：

- $A = \{m_{A_1}, m_{A_2}, \dots, m_{A_p}\}$ ，其中 $m_{A_i} = \{x_{A_i}, y_{A_i}, cn, \theta_{A_i}\}, 1 \leq i \leq p$ ；
- $B = \{m_{B_1}, m_{B_2}, \dots, m_{B_q}\}$ ，其中 $m_{B_j} = \{x_{B_j}, y_{B_j}, cn, \theta_{B_j}\}, 1 \leq j \leq q$ 。

空间中2个有限点集 $A = \{x_1, y_1, cn, \theta_1\}$ 和 $B = \{x_2, y_2, cn, \theta_2\}$ ，在进行匹配前，先对模板图片

以及测试图片的细节点集进行旋转变换,这样做除了能够提高在鉴权匹配过程中速度以外,还能以统一化的方向和更加准确的重叠得到两枚指纹在阈值内重合的细节点数。进行旋转变换后,细节点更新为^[19]:

$$\begin{bmatrix} x_{\text{new}} \\ y_{\text{new}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{\Delta} & -\sin \theta_{\Delta} \\ \sin \theta_{\Delta} & \cos \theta_{\Delta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{\Delta} \\ y_{\Delta} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, θ_{Δ} 是方向场之间的差异, (x_{Δ}, y_{Δ}) 是位移差异。

由于采集信息的时候手指按压力度大小以及手指偏移程度等都会对细节点匹配造成影响,因此需要在合理范围内设置阈值,若变形在阈值范围内则认为是匹配的。因此接下来在鉴权的过程中,本文对细节匹配点集提出了几何限制,包括几何距离:

$$\text{dist}_r(m_{A_i}, m_{B_j}) = \sqrt{(x_{A_i} - x_{B_j})^2 + (y_{A_i} - y_{B_j})^2} < r_{\delta} \quad (2)$$

以及细节点角度偏离程度的限制:

$$\text{dist}_{\theta}(m_{A_i}, m_{B_j}) = \min(|\theta_{A_i} - \theta_{B_j}|, 360 - |\theta_{A_i} - \theta_{B_j}|) < r_{\theta} \quad (3)$$

几何距离的限制 r_{δ} 是可能由于按压等造成的指纹图像的扭曲而导致细节点偏移的一个合理阈值, r_{θ} 是从脊方向图中获得的方向估计的一个可允许偏离值。同时满足式(2)和式(3)才能判定为在 δ 领域内两细节点匹配成功。

当出现了在阈值内匹配的点以后,相似性分数也被计算出来了。相似性分数可以理解为通过前期阶段获得的信息(指纹细节点对)计算出的两幅指纹图像的相似度高,本文中定义如下:

$$\text{sim}(A, B) = \frac{n_{\text{match}}^2}{n_A n_B} \quad (4)$$



图4 声纹信号预处理

其中, n_{match} 表示阈值内匹配的细节点个数, n_A 和 n_B 分别是模板和测试图片拥有的总特征点数。当判断相似度分数 $\text{sim}(A, B)$ 小于匹配阈值则判为冒充者, 大于匹配阈值则判为本人。

3.3 基于声纹的身份识别

在对声纹进行特征提取前,同样需要先进行预处理,如图4所示。

任何分布都可以用高斯分布的加权和来逼近,因此高斯混合模型在特征分布并不按严格高斯分布的说话人识别等相关领域得到了很大的应用,本文采用经典的混合高斯模型(Gaussian mixture model)建立识别模型。

用于计算任意 D 维矢量 x_k 和 M 个成员的高斯混合概率密度函数如下:

$$p(x_k | \lambda) = \sum_{i=1}^M \omega_i b_i(x_k) \quad (5)$$

其中, ω_i 为第 i 个人对应的高斯分量混合权重, $b_i(x_k)$ 是第 i 个人的高斯概率密度函数,具体为:

$$b_i(x_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_k - u_i)'(\Sigma_i)^{-1}(x_k - u_i)\right\} \quad (6)$$

则对于一个长度为 r 的语音序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_r)$, 它的 GMM 似然概率在对数域上可以表示为:

$$L(X | \lambda_i) = \lg P(X | \lambda_i) = \lg \prod_{i=1}^r p(x_i | \lambda_i) = \sum_{i=1}^r \lg p(x_i | \lambda_i) \quad (7)$$

可见似然概率是关于参数 λ 的函数。GMM 模型的训练就在于给定数据量确定式(5)中参数,由于 EM 算法(最大期望算法)计算量大,因此采用 Reynolds 提出的自适应法^[20]估计 λ 。



4 多生物特征融合识别方法

4.1 融合层次的选择

多生物特征融合层次由低到高^[21]可分成数据采集层、特征层、分数层和决策层。融合层次越低，实现越复杂，数据相关性要求越高。数据采集层是对设备采集到的数据直接进行像素点的融合，由于指纹和声纹采集设备较独立，在这一层融合会增加难度；特征层融合所含信息量很大，但是在特征层融合容易造成“维度灾难”，且分数层数据相关性不高。但是随着融合层次的提高，数据损失量也增大，综合考虑以上因素，本文选择在最高的决策层上利用分数层信息进行生物特征融合。

4.2 分类错误代价最小化

定理 1 待识别类别能且必须识别为 N 类中某一类，且假设各类出现的先验概率相等，则取后验概率最大值时可达最小错误分类损失。

假设有 N 种类别标签，表示为 $c_1, c_2, \dots, c_n$ ， $\lambda_{i,j}$ 是将一个实际为 c_j 的样本分类为 c_i 所产生的损失，将样本 x 分类为 c_i 所产生的期望损失代价可以根据后验概率 $P(c_i | x)$ 表达为：

$$R(c_i | x) = \sum_{j=1}^N \lambda_{ij} P(c_j | x) \quad (8)$$

即需要寻找一个判定准则 $h: X \rightarrow Y$ 以最小化损失：

$$R(h) = E_x[R(h(x) | x)] \quad (9)$$

从式 (9) 可以看出，如果想要最小化 $R(h)$ 关键是使得 $R(h(x) | x)$ 最小化，即在每个样本上选择能使 $R(c | x)$ 最小化的类别标记：

$$h^* = \arg \min_{c \in Y} R(c | x) \quad (10)$$

可总结为在决策层上进行投票分类的问题，则可以有：

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} 0, & i = j \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

此时，代入式 (8) 可得 $R(c | x)$ 为：

$$R(c | x) = 1 - P(c | x) \quad (12)$$

则：

$$h^*(x) = \arg \max_{c \in Y} P(c | x) \quad (13)$$

从以上推导可知，后验概率最大化使得分类错误代价最小化。因此上文中 S 的取值应该为测试者与各模板匹配得到的最大分数值。

4.3 SCCM 阈值选择

SCCM 阈值选择如图 5 所示。图 5 中 FMR 可以理解成“把冒充者当成本人”；而 FNMR 可以理解成“把本人当成冒充者”。实际在等错误率曲线情况中，随着阈值的增大，不匹配率会降低，错误匹配率会上升。图 5 中与确认阈值对应的 S_{at} 对应的误识率为 $FMR_{S_{at}}$ ，误拒率为 $FNMR_{S_{at}}$ 。同理，与否认阈值 S_{nt} 对应的误识率为 $FMR_{S_{nt}}$ ，误拒率为 $FNMR_{S_{nt}}$ 。

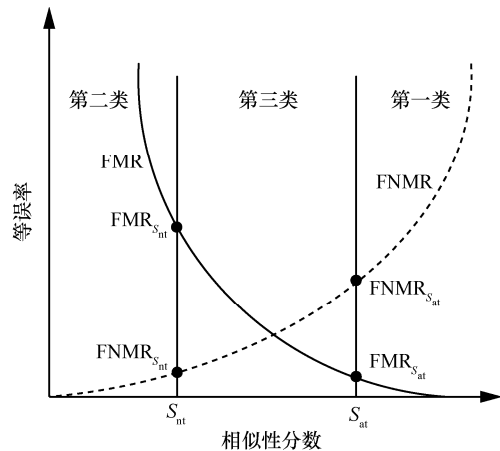


图 5 SCCM 阈值选择示意

假设注册人登录 m 次，得到 m 组分数，根据图 5 中双阈值的判断，在分数阈值 S_{at} 下因错误拒绝而归为第二类或第三类的次数应该是 $m \times FNMR_{S_{at}}$ 次；分数阈值 S_{nt} 下因错误拒绝而归为第二类的次数应该是 $m \times FNMR_{S_{nt}}$ 。则判决为第三类（需要进行声纹识别）的次数为：

$$\begin{aligned} m \times FNMR_{S_{at}} - m \times FNMR_{S_{nt}} = \\ m \times (FNMR_{S_{at}} - FNMR_{S_{nt}}) \end{aligned} \quad (14)$$

另假设非注册人登录 n 次, 得到 n 组分数, 则在阈值 S_{at} 下, 因错误识别而归为第一类和第三类的次数应该是 $n \times FMR_{S_{nt}}$; 在阈值 S_{nt} 下, 因错误识别而被归类为第一类的次数应为 $n \times FMR_{S_{at}}$ 。则判决为第三类 (需要进行声纹识别) 的次数为:

$$n \times FMR_{S_{nt}} - n \times FMR_{S_{at}} = n \times (FMR_{S_{nt}} - FMR_{S_{at}}) \quad (15)$$

假设共有 i 人注册产生 i 组模板, 对其中任意一组模板只有该组对应的 1 名注册人是本人, 其余都是冒充者。然后 i 人均进行 h 次测试, 其中本人测试次数为 $h \times i$, 冒充者测试次数为 $h \times i \times (i-1)$, 总共进行了 $h \times i \times i$ 次。则归属到第三类的次数比率为:

$$FR = \{h \times i \times (i-1) \times (FMR_{S_{nt}} - FMR_{S_{at}}) + h \times i \times (FNMR_{S_{at}} - FNMR_{S_{nt}}) / h \times i \times i\} \times 100\% \quad (16)$$

则双模态数据平均处理量降低了:

$$DateRate = \frac{100\% - FR}{2} \quad (17)$$

由此可见, 采取双阈值的好处在于可以减少数据处理量, 仅需对于落在第三类的用户启用声纹识别即可, 在进行多模态识别过程中节省资源。

5 仿真实验及分析

5.1 实验数据库选择

对于指纹图像, 本文选择在 FVC2002-DB1 数据库上进行预处理及匹配等过程。选择这个数据库首先因为它是一个公共数据库, 其次图像的质量也相对较好, 是由 Identix 公司的光学传感器 Touch View II 拍摄, 分辨率为 500 dpi, 更贴近于现实生活中应用于手机、门禁、考勤机采取到的指纹。本文特定的数据库由 100 个人的 8 枚高质量指纹图像组成, 总共 800 枚, 以每个人 8 枚指纹中质量最好的一枚作为模板语音, 其余 7 枚为测试语音。指纹下标例如 “20_3” 表示第 20 个人的第 3 枚指纹, 其他的

指纹图像表示以此类推。

对于声纹预处理使用的语音库, 本实验采用自采集声纹库, 实验语料均为汉语普通话, 采用 Windows 自带录音机单声道, 16 kHz 采样, 32 位精度, WAV 格式, 在安静室内录制, 一共 40 人, 每人随机抽取文本朗读时长为 1.5 min 的模板训练语音和约 30 s 的 7 段测试语音。声纹下标例如 “20_3” 表示第 20 个人的第 3 段声纹, 其余声纹指示以此类推。

5.2 实验结果与分析

指纹识别是本文算法第一步, 其结果直接影响到多模态融合的识别准确性, 因此合理选择一定数量的指纹特征十分重要。本文对细节点进行旋转平移配准以后, 如果测试的指纹图像所提取出的特征点的方向和距离与模板库中的指纹图像特征点在很大程度上一样, 则认为匹配成功; 否则, 则认为匹配失败。实验在 MATLAB 7.1 环境下编程实现, 本文设置距离阈值 $r_d=10$ 、几何阈值 $r_g=9$ 时, 实验结果如图 6、图 7 所示。

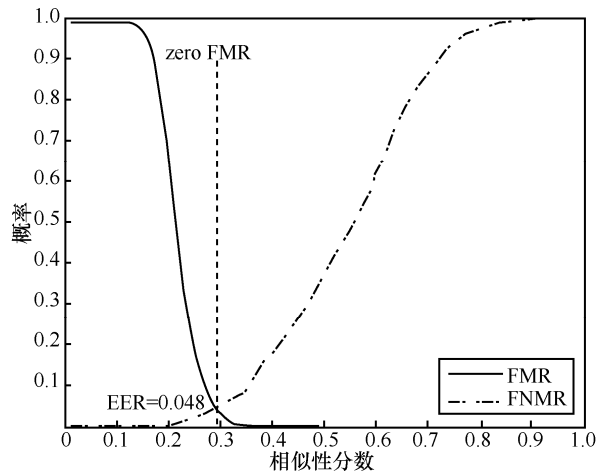


图6 单模态指纹 FMR 和 FNMR 曲线

由指纹实验结果图 6 中可知, 若使得融合识别率不低于 99%, 本文确认阈值取值应为 $S_{at}=0.33$, 否认阈值取值为 $S_{nt}=0.22$ 。从图 7 可得相应误拒率与误识率。在确认阈值下, 误识率 $FMR_{S_{at}}=0.01$, 误拒率 $FNMR_{S_{at}}=0.075$, 在否认

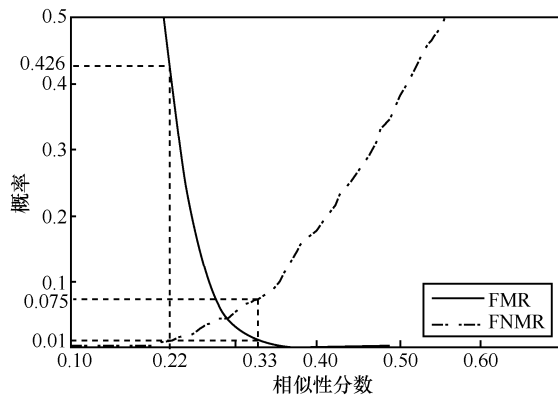


图7 单模态指纹 FMR 和 FNMR 局部放大

阈值下，误识率 $FMR_{S_{nt}} = 0.426$ ，误拒率 $FNMR_{S_{nt}} = 0.01$ ，每位注册人共 7 枚测试指纹，因此式 (16) 中 $h=7$ ， $i=40$ ：

$$\begin{aligned} FR &= \{h \times i \times (i-1) \times (FMR_{S_{nt}} - FMR_{S_{at}}) + \\ &h \times i \times (FNMR_{S_{at}} - FNMR_{S_{nt}}) / h \times i \times i\} \times 100\% \\ &= \{7 \times 40 \times 39 \times (0.426 - 0.075) + \\ &7 \times 40 \times (0.075 - 0.01) / 7 \times 40 \times 40\} \times 100\% \approx 34.4\% \end{aligned} \quad (18)$$

说明需要进行声纹的二次判决的比例约为 34.4%，而逻辑运算中必须全部启用声纹。代入式 (15) 中可知双模态数据平均处理量降低了：

$$DateRate \approx \frac{100\% - FR}{2} \approx \frac{100\% - 34.4\%}{2} \approx 32.8\% \quad (19)$$

在确定阈值之后，将 100 个人的指纹（共 700 条数据）依次分成如 1~40 个人、2~41 个人、3~42 个人、…、61~100 个人等 61 组数据（每组包含 280 条数据），并与 40 个人的声纹（共 280 条数据）利用本文模型匹配融合，得到各组融合识别率，最终将各组识别率的平均值作为融合模型的识别率。

以上处理的好处在于能够避免偶然性，使得结果更加具有可信度，前 60 组识别率如图 8 和表 1 所示。图 8 中，图例表示组号，例如 1~10 表示第 1~10 组。

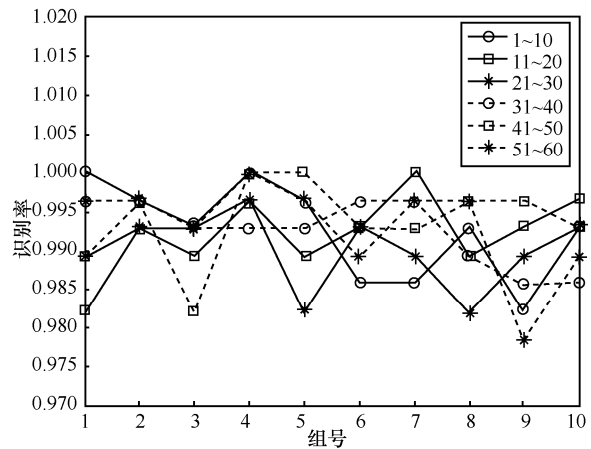


图8 40 人声纹与 60 组指纹匹配得到的各组识别率

图 8 和表 1 均显示融合识别率得到了良好的结果，各组识别率均在 98%~100% 之间浮动，稳定性较高，且识别率也得到了较大改善。最终各自单模态状态下指纹和声纹的识别率以及最终的平均融合识别率见表 2。

表 1 随机抽取图 8 中几组识别率列表表示

指纹组号	识别率	指纹组号	识别率
1	100%	25	98.93%
2	99.64%	27	100%
3	99.29%	33	99.29%
4	100%	38	98.93%
5	99.64%	43	99.29%
6	98.57%	46	99.64%
7	98.57%	58	99.64%
9	98.21%	50	99.29%
11	98.93%	52	99.64%
12	99.29%	54	100%
13	98.93%	60	98.93%
...	...	61	

表 2 3 种模态下识别率

类别	识别方法	识别率
单分类器的识别结果	指纹	94.16%
	声纹	94.64%
决策层融合的结果	SCCM 算法	99.24%

6 结束语

针对单模态识别系统面临的识别率、稳定性等方面的困扰以及多模态生物识别系统数据处理量过大的问题,本文提出二次比较选择模型(SCCM)对在环境中识别互补性较强的指纹和声纹进行融合。一方面,进行多次实验结果排除了偶然性,融合识别率较单模态处理情况下得到提高,同时也保证了融合系统较高的稳定性。另一方面,在保证融合识别率在99%的情况下,减少了多模态系统的数据处理量,即只需要对归入第三类的用户进行声纹识别,这将很大程度地节约系统资源。

在未来的研究展望中,将会对以下几个方面进行深入研究:指纹识别的准确性直接影响到了模型将待识别者归入第三类的比率,因此提高指纹模块性能仍然很重要;基于深度学习的识别新方法,深度学习作为革命性的技术,已经在人脸、语音单生物特征识别上取得了不小作为,在指纹与声纹联合识别上引入深度学习框架值得学者们的研究;新的分类器分类问题,在决策层融合中,分类器是一个很重要的组成,本文采用的算法主要来源于逻辑运算的灵感,在未来可以引入其他更多的分类模型的研究及变形。

参考文献:

- [1] WILD P, RADU P, CHEN L L, et al. Robust multimodal face and fingerprint fusion in the presence of spoofing attacks[J]. Pattern Recognition, 2016(50): 17-25.
- [2] MAI G C, LIM M H, YUEN P C. Binary feature fusion for discriminative and secure multi-biometric cryptosystem[J]. Image and Vision Computing, 2017(58): 254-265.
- [3] BRUNELLI R, FALAVINGA D. Person identification using multiple cues[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(10): 985-966.
- [4] PRABHAKAR S, JAIN A K. Decision-level fusion in fingerprint verification[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(4): 861-874.
- [5] CONTI V, MILITELLO C, SORBELLO F, et al. A frequency-based approach for features fusion in fingerprint and iris multimodal biometric identification systems[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2010, 40(4): 384-395.
- [6] LEE H C, GAENSSLEN R E. Advances in fingerprint technology[M]. Amsterdam: Elsevier, 2001.
- [7] MEI Y, ZHAO B, ZHOU Y, et al. Orthogonal curved-line Gabor filter for fast fingerprint enhancement[J]. Electronics Letters, 2014, 50(3): 175-177.
- [8] WANG Q J. Face recognition based on Log-Gabor and orthogonal Iso projection[J]. Computer Science, 2011.
- [9] DYRE S, SUMATHI C P. Hybrid approach to enhancing fingerprint images using filters in the frequency domain[C]//IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, Dec 10-12, 2015, Madurai, India. Piscataway: IEEE Press, 2015:1-6.
- [10] NAKAJIMA H, KOBAYASHI K, MORIKAWA M, et al. A fingerprint matching technique based on phase-only correlation[J]. IEEE Transactions on Sensors & Micromachines, 2006, 126(2): 38-46.
- [11] CALIFANO A, COLVILLE S E, GERMAIN R S. Method and apparatus for fingerprint matching using transformation parameter clustering based on local feature correspondences: US, US 6041133 A[P]. 2000.
- [12] RAITIO T, SUNI A, YAMAGISHI J, et al. HMM-based speech synthesis utilizing glottal inverse filtering[J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2011, 19(1): 153-165.
- [13] DEY N S, MOHANTY R, CHUGH K L. Speech and speaker recognition system using artificial neural networks and hidden markov model[C]//International Conference on Communication Systems and Network Technologies, May 11-13, 2012, Washington, USA. Piscataway: IEEE Press, 2012: 311-315.
- [14] SU D, WU X, XU L. GMM-HMM acoustic model training by a two level procedure with Gaussian components determined by automatic model selection[C]//IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, March 14-19, 2010, Dallas, USA. Piscataway: IEEE Press, 2010: 4890-4893.
- [15] WANG K J, SONG X J, WANG C H. Research on decision level fusion algorithm by fusing hand geometry and palmprint[J]. Journal of Engineering of Heilongjiang University, 2010.
- [16] VEERAMACHANENI K, OSADCIW L, ROSS A, et al. Decision-level fusion strategies for correlated biometric classifiers[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008, June 24-26, 2008, Anchorage, USA. Piscataway: IEEE Press, 2008:1-6.
- [17] SHEN L, JI Z, LI Y, et al. Coding Gabor features for multi-modal biometrics[C]//2010 Chinese Conference on Pattern Recognition, Oct 20-23, 2010, Chongqing, China. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-4.
- [18] 李昊, 傅曦. 物联网指纹识别系统算法及实现(Visual C++)[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2011.
- [19] LI H, FU X. Fingerprinting system algorithms and implementation(visual C++)[M]. Beijing: Posts&Telecom Press, 2011.
- [20] ABRAHAM J, KWAN P, GAO J B. Fingerprint matching using a hybrid shape and orientation descriptor[J]. State of the Art in Biometrics, 2011: 25-56.
- [21] REYNOLDS D A, QUATIERI T F, DUNN R B. Speaker ver-



fication using adapted Gaussian mixture models[J]. Digital Signal Processing, 2000, 10(1): 19-41.

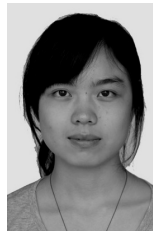
- [21] 陈前. 人脸与虹膜在特征层融合识别的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.

CHEN Q. Research on fusion recognition of face and iris in feature layer[D]. Changchun: Jilin University, 2012.

[作者简介]



章坚武（1961-），男，博士，杭州电子科技大学通信工程学院教授、博士生导师，主要研究方向为移动通信系统、多媒体通信技术、网络安全等。



杨佳佳（1994-），女，杭州电子科技大学通信工程学院硕士生，主要研究方向为生物特征识别、通信与网络安全等。



吴震东（1976-），男，博士，杭州电子科技大学网络空间安全学院副教授，主要研究方向为信息安全、网络安全等。