

基于匹配分数的多生物特征识别融合综述

李 永¹ 殷建平² 梁小龙²

(武警工程大学信息工程系 西安 710086)¹ (国防科技大学计算机学院 长沙 410073)²

摘 要 受数据噪音和识别系统本身的限制,基于单一生物特征的身份认证系统所能达到的准确率是有限的。通过多生物特征识别来提高识别的准确率成为当前生物特征识别领域的研究热点之一。首先介绍了多生物特征识别的必要性、多生物特征识别的分类,然后重点介绍了基于匹配分数的多生物特征识别融合的研究现状,最后总结了多生物特征识别研究中的问题和未来的研究方向。

关键词 生物特征识别,多生物特征识别,多模态,融合

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Survey on Multi-biometric Fusion Based on Match Score

LI Yong¹ YIN Jian-ping² LIANG Xiao-long²

(Department of Information Engineering, Engineering University of CAPF, Xi'an 710086, China)¹

(School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)²

Abstract Influenced by data noise and limitation of recognition system itself, the accuracy of identification system based on single biometric trait is proved to be quite limited. Therefore, the research of using multi-biometric recognition for improving recognition accuracy has become one of the hotspots in biometric recognition field. This paper first introduced the importance of multi-biometrics, the classification of multi-biometrics, and then mainly discussed the current study on score-based multi-biometric recognition. At the end, this paper concluded the problems and the future work in multi-biometrics.

Keywords Biometric recognition, Multi-biometrics, Multi-modal, Fusion

1 引言

无论是人类社会还是较高级的生物界,个体之间的相互识别都是基本的生存技能。有了这种识别能力,才能从一个一个的个体结成有组织的社会。生物特征识别是指通过人体本身的生理或行为特征来识别一个人的身份。生理特征是指与生俱来的特征,如指纹、虹膜、人脸、DNA 等,行为特征是指后天形成的特征,如步态、笔迹、声音等,生理和行为特征合称生物特征。

生物特征具有一定的稳定性、独特性和普遍性,因此,只要利用足够细化或者足够多的生物特征,就可以将一个人唯一地和其他个体区分开来。人类所具有的生物特征识别功能,也可以分为“注册”和“识别”两个阶段,在“注册”阶段靠记忆存储大量生物特征,而在“识别”阶段,则需要通过回忆和对比识别出个体。人类这种识别能力需要大量的存储(记忆)和反复的训练(记忆),代价很大。同时,这种识别不是精确的匹配,因此存在错误接受和错误拒绝的可能。但是,人类对个体的识别天然地使用“多生物特征识别”,如通过相貌的像不像(人脸识别)、说话像不像(声音识别)、走路姿势像不像(步态

识别)最终确定到底是不是同一个人。这种像的程度就是匹配分数,基于这些不同识别的匹配分数(像的程度)做出最终的决策,就是基于匹配分数的多生物特征识别融合。这也是人类所拥有的生物特征识别能力具有极高的正确率之奥秘所在。因此可以说人类拥有的身份识别能力天然地具有基于匹配分数的多生物特征识别特性。据此,本文在介绍了多生物特征识别的相关知识后,重点对基于匹配分数的多生物特征识别的研究现状进行了总结。

2 生物特征识别及其面临的挑战

基于生物特征的身份认证方式就是使用现代科技技术,特别是计算机和自动化技术,利用人自身的生理特征和行为特征来识别一个人的身份^[1]。每个人都拥有许多种生物特征,这些生物特征不能与拥有者分离,因此生物特征不会像密码和令牌那样被人破解或者窃取,也无法转借给其他人,而且生物特征无需记忆和保存,不会产生遗忘和丢失的问题,难以被第三方获取,因而可以克服传统身份认证方式的缺点。同时,生物特征本身非常复杂,这大大增加了入侵者的伪造难度,尽管可能在某些性质上会对某种生物特征进行模仿和复

到稿日期:2011-12-30 返修日期:2012-02-25 本文受国家自然科学基金项目(61232016,60970034,61170287,61105050,61070198),高等学校全国优秀博士学位论文作者项目(2007B4)资助。

李 永(1981-),男,博士,讲师,主要研究方向为模式识别和人工智能,E-mail:liyong@nudt.edu.cn;殷建平(1964-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、人工智能和信息安全;梁小龙(1988-),男,博士生,主要研究方向为模式识别与人工智能。

制,但是制造与生物特征完全一致的模仿物是非常困难的,代价也非常高昂。

常见的用于身份识别的生物特征包括指纹、人脸、手形、掌纹、虹膜、声音、步态、视网膜、签名、耳朵、击键、静脉、气味和 DNA 等等。

近些年来,国内外生物识别技术已经取得了许多进展,并在日常生活的个人身份认证方面得到日益广泛的应用。生物特征识别不是一个精确匹配问题,而是一个概率匹配问题。例如同一个指纹的两个印记并不完全相同,其是因为大部分特征相同而匹配。因此不同于传统身份认证方式,生物特征识别存在一个识别正确率的问题。高安全的认证系统通常都有严格的性能需求,如非常低的错误识别率。生物特征识别面临的一个关键问题是如何提高生物特征识别正确率。尽管相对于传统的基于密码或者令牌的识别系统而言,生物特征识别有很多优点,但是通过在现实中大规模的部署应用发现,生物特征识别系统仍有许多待克服的缺点^[2]。采用单一特征的生物特征识别面临着识别准确率瓶颈限制,存在着使用人群和环境的局限,同时可能被模仿和复制。要解决这些问题,既可以与传统的身份认证机制相结合,也可以与身高体重等某些软生物特征相结合,而通过多生物特征识别是目前的研究热点之一。人类对个体的识别天然地使用“多生物特征识别”,如通过相貌的像不像(人脸识别)、说话像不像(声音识别)、走路姿势像不像(步态识别)最终确定到底是不是同一个人。这种“像的程度”就是匹配分数,基于这些不同识别的匹配分数(像的程度)做出的最终的决策,就是基于匹配分数的多生物特征识别融合。多生物特征识别系统识别准确率更高,安全性更强,适用的范围更广。

3 生物特征识别过程及其评价指标

生物特征识别系统本质上是一个模式识别系统,它首先进行数据采集即从个体身上获取生物特征数据,然后从中提取特征,再将该特征与存储在数据库中的模板特征相比较,从而输出一个识别结果。一个生物特征系统包括以下几个部分:传感器模块、特征提取模块、特征匹配模块、决策模块以及生物特征数据库。

评估生物特征识别系统的性能参数分为 3 类:识别正确性参数、时间参数和空间参数。常用的正确性参数主要包括错误拒绝率、错误接受率、相等错误率等。时间参数描述系统的速度,如注册时间、匹配时间等。空间参数主要指分配内存大小和模板特征大小。在此主要介绍正确性参数。

生物特征识别系统对两个样本进行匹配时,会得到它们的匹配分数,可以将匹配分数看作相似度。若两个生物特征来自同一个用户的样本,则其进行比较所产生的匹配分数称为合法用户分数(genuine score),简称用户分数。若两个生物特征来自不同用户的样本,则其进行比较所产生的匹配分数称为非法入侵者分数(impostor score),简称入侵者分数。不失一般性,可以更进一步地将相似度规约到 $[0,1]$ 。相似度越接近 1,则两个生物特征差异越小;相似度越接近 0,则两个生物特征差异越大。通常,生物特征识别根据分数的大小对产生的匹配分数是用户分数还是入侵者分数进行判断,即给定一个相似度阈值 t ,若匹配分数大于等于 t ,则认为该分数为用户分数(接受该用户或匹配),否则为入侵者分数(拒绝该

用户或不匹配)。因此用户分数和入侵者分数都有可能被接受或被拒绝。据此,可以对生物特征识别系统中一系列性能参数进行定义和说明。

(1)错误接受率 FAR(False Accept Rate):接受入侵者匹配分数的概率,亦即对来自不同用户的生物特征样本进行匹配、系统认为来自相同用户的概率,也称错误匹配率 FMR, False Match Rate。

(2)错误拒绝率 FRR(False Reject Rate):拒绝用户匹配分数的概率,亦即对来自相同用户的生物特征样本进行匹配、系统认为来自不同用户的概率,也称错误不匹配率 FNMR, False Non-Match Rate。由 FRR 可以引出另外一个常用的性能参数——正确接受率 GAR(Genuine Accept Rate):接受用户匹配分数的概率,亦即对来自相同用户的生物特征样本进行匹配、系统认为来自相同用户的概率。

(3)相等错误率 EER(Equal Error Rate):FRR 和 FAR 相等时的 FAR 或 FRR 的值,即求取 t_0 满足 $FAR(t_0) = FRR(t_0)$,则 $EER = FAR(t_0)$ 。对于生物特征识别系统来说,EER 的值越小越好。

(4)ROC 曲线下的面积 AUC(Area Under the ROC curve),定义如下:

$$\begin{aligned} AUC_{ROC} &= \int (1 - FRR(t)) dFAR(t) \\ &= \int GAR(t) dFAR(t) \end{aligned}$$

之所以称之为曲线下面积,是因为 GAR 为纵坐标,积分计算的正是 ROC 曲线下的面积。很显然,AUC 越大,ROC 曲线越靠近上方,则生物特征识别系统的识别正确率就越高。

对于生物特征识别系统而言,其中的 EER 和 AUC 都可以用来评价生物特征识别系统的总的性能。EER 越小,AUC 越大,则系统的识别性能越好。多生物特征识别系统的识别性能参数和生物特征识别系统是通用的,因此,这些评价参数都可以应用于多生物特征识别系统。

4 多生物特征识别分类

4.1 基于融合层次的多生物特征识别分类

典型生物特征识别系统一般由如下 4 个环节构成:数据采集、特征提取、特征匹配和分类决策。按照融合在哪个环节之后进行,多生物特征识别融合可以分成 5 类:传感器级融合(sensor level fusion)、特征级融合(feature level fusion)、分数级融合(score level fusion)、排列级融合(rank level fusion)和决策级融合(decision level fusion)。

在上述不同层次的融合中,决策级融合和排列级融合是对最终识别结果的融合,由于融合的数据“是”或“否”含有的信息有限,因此融合产生的效果有限,可供使用的融合算法也不多;而传感器级融合和特征级融合深入数据采集和特征提取环节,复杂度高,同时,对于不同类型的生物特征,这两个层次的融合效果有限,也不够直观;分数级融合建立在匹配分数之上,匹配分数的大小一定程度上反映了模板特征和识别时输入特征的匹配程度,因此分数级融合在复杂性和可靠性之间能够进行更好的权衡,也符合人类本身的认知习惯。

4.2 基于融合内容的多生物特征识别分类

从融合的数据来源分类,多生物特征识别系统可以分为以下 5 类:多采集仪系统(Multi-sensor System)、多单元系统

(Multi-unit System 或者 Multi-instance System)、多样本系统 (Multi-sample System)、多算法系统 (multi-algorithm System)、多模态系统 (Multi-modal System)。

在多生物特征识别的研究中,不同的学者所用的概念和定义有一定差别,其中既有中文表达的差别,也有英文表达的不一,但是这些不同的表达从本质上说是相通的。本文提到的多生物特征识别系统 (Multi-biometric System) 是指在生物特征识别过程中进行了数据融合,这种融合可以是传感器级、特征级、分数级、排列级或者决策级。而多模态系统则特指融合不同类型的生物特征的生物特征识别,是多生物特征识别系统的典型代表。一些学者并不严格区分多模态系统和多生物特征识别系统,也可以认为多模态系统可以当作是狭义的多生物特征识别,而多生物特征系统则是广义的多模态系统。本文提到的多生物特征识别是指以上 5 种系统的总和,而多模态系统则特指融合了不同类型的生物特征。图 1 是生物特征识别系统分类的一个简单示意,其分类标准是融合的数据来源。

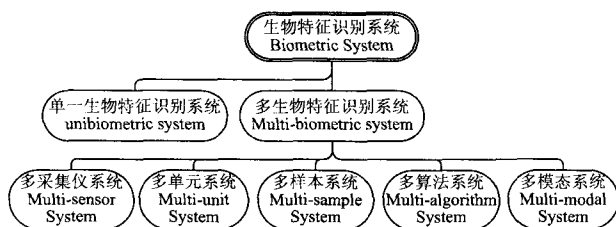


图 1 基于数据来源的生物特征识别系统分类

5 基于匹配分数的多生物特征识别技术研究现状

匹配分数是识别时输入生物特征和模板特征之间相似度的度量,通过对匹配分数的融合而做出决策的融合方法称为分数级融合。分数级融合也称为度量级融合或者置信级融合 (Measurement level or confidence level)。匹配分数含有的信息量仅次于原始数据和特征向量,分数级融合是多生物特征融合最常用的方法,也是目前的研究热点。

1995 年, Brunelli^[6] 首先提出了利用多个生物特征融合实现身份识别,将人脸和声音两种生物特征在匹配层上实现了融合识别,取得了较好的识别性能。 Kittler 等^[7] 在 1998 提出了 5 种基本的分类器组合规则,即:积规则 (Product)、和规则 (Sum)、最大规则 (Max)、最小规则 (Min) 和中值规则 (Median)。 Nandakumar^[8] 等认为分数级融合可以分为 3 类:基于密度的融合 (density-based score fusion)、基于归一化的融合 (transformation based score fusion) 和基于分类器的融合 (classifier based score fusion)。

(1) 基于归一化的融合

基于归一化的融合首先将匹配分数归一化,然后使用固定融合规则得到一个新的分数,从而做出最终的决策。基于归一化的融合有两个因素需要考虑,一是归一化函数,二是融合规则。常用的归一化函数有 Min-Max、z-score、tanh 和 sigmoid。 5 种基本的固定融合规则为 Sum、Product、Max、Min 和 Median。对 Product 规则与 Sum 规则进行的比较研究表明:在单个分类器性能比较准确且在各分类器之间数据不相关的情况下,Product 规则更符合 Bayes 理论,略优于 Sum 规则;而各个分类器误差较大并且数据相关性较强时,Sum 规

则可以误差进行平均,融合效果要优于 Product 规则。根据分类器性能的差异, Wang 等^[10] 提出了 FRR 和 FAR 计算各个分类器权重的加权和算法; Indovina 等^[11] 提出了根据 EER 计算权重的加权和算法; He 等^[12] 基于均值和方差提出了一种 RHE 归一化方法。

(2) 基于密度的融合

匹配分数首先被转换成后验概率,然后根据贝叶斯判决做出最终的决策。 Duda 等^[9] 指出匹配分数的概率密度可以通过参数化或者非参数化方法求得。 Snelick 等^[13] 假设匹配分数服从高斯分布,采用一种参数化方法来求取匹配分数的条件概率密度。 Jain 等^[14] 提出使用基于 parzen 窗的非参数化方法求取概率密度。 Dass 等^[15] 提出了一种基于通用概率密度的匹配分数融合方法。 Nandakumar 等^[16] 使用有限混合高斯模型 (GMM) 求取匹配分数密度,用以进行多生物特征识别融合,获得了较好的效果。该方法通过对训练数据进行密度拟合求得每个匹配分数的后验概率,在此基础上进行融合。 Prabhakar^[17] 于 2002 年指出,多算法系统不满足统计独立性假设。

(3) 基于分类器的融合

基于分类器的方法将 N 个匹配分数作为一个 N 维特征向量,匹配分数融合问题转换为对该 N 维特征向量进行分类。刘红毅等^[5] 研究了基于改进 ENN 算法的多生物特征融合,其主要思想是先将匹配分数降维,然后进行分类。刘明等^[18] 研究了基于双目标排序的多分类器融合方法。 Wang 等^[19] 研究了基于 SVM 的人脸和虹膜的多生物特征识别融合问题,即通过遍历参数来寻找最优的支持向量机的参数。 Kumar 等^[20] 研究了基于粒子群优化算法 (PSO) 动态选用最优融合策略来满足不同的安全需求。

(4) 其他方法

实际上,这一领域研究众多,有些算法并不属于这些类中的任何一个。 Tronci 等人^[21] 使用的动态分数选择方法,通过动态分数选择和组合来得到最终的分数。 Vatsa 等人^[4] 研究了动态选择融合算法,这也代表了一类研究思路。 Poh 等从匹配分数测试集和测试规则^[22]、最优化方法^[23] 等角度研究了基于匹配分数的多模态生物特征识别。 Toh 等^[24,25] 以性能参数 EER 和 AUC 等作为优化目标,研究多生物特征识别。

结束语 总之,通过多生物特征融合提高生物特征识别系统的性能是行之有效的方法。多生物特征识别最本质的是研究多模态系统,这也是多生物特征识别系统的研究难点和关键所在。对于基于匹配分数融合的多生物特征识别系统,不同分类的系统应用不同的方法,对于多单元、多样本系统,一些简单的规则就可以取得较好的识别结果,而对于多模态和多算法系统,使用这些简单规则要取得好的识别结果,则通常很困难。因为多模态系统的匹配分数通常由不同的算法得来,使得这些匹配分数在不同模态之间不满足概率有序性,所以只有对用户分数和入侵者分数进行概率密度估计,才有可能获得好的融合效果。同时,基于匹配分数的多生物特征识别融合的评价指标具有独有的特性,因此结合这些特性进行研究往往能取得较好的识别性能。

总之,生物特征识别技术的研究和应用取得了很大进展,

(下转第 44 页)

参考文献

- [1] 任娟. 无线 Mesh 网络的资源分配及拥塞控制算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010
- [2] 郑相全. 基于认知无线电的移动自组网关键技术研究[J]. 重庆通信学院学报, 2006, 25(6): 4-7
- [3] 郑相全, 郭伟, 葛利嘉. 一种新的拓扑无关的按需分配多信道自组网 MAC 协议[J]. 计算机科学, 2005, 32(5): 34-40
- [4] So J, Vaidya N H. A routing protocol for utilizing multiple channels in multi-hop wireless networks with a single transceiver [R]. Tech. rep., UIUC, October 2004
- [5] Akyildiz I F, Lee W Y, Vuran M C, et al. NeXt Generation Dynamic Spectrum Access Cognitive Radio Wireless Networks: A Survey[J]. Computer Networks Journal (Elsevier), 2006, 1(50): 2127-2159
- [6] Wang Q, Zheng H. Route and spectrum selection in dynamic spectrum networks[C]// IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CNCC). January 2006; 342-346
- [7] Xin C. A novel layered graph model for topology formation and routing in dynamic spectrum access networks[C]// Proc. of IEEE DySPAN 2005. November 2005; 308-317
- [8] 郑相全. 无线自组网技术实用教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004; 51-98
- [9] Zheng Xiang-quan, Li Ying, Zhang Hai-cheng. A Collision-Free Resident Channel Selection Based Solution for Deafness Problem in the Cognitive Radio Networks[C]// 2010 IEEE International Conference on Wireless Information Technology and Systems. Honolulu, Hawaii, USA, 2010; 291-294
- [10] UCB/LBNL/VINT. Network Simulator-Ns (version 2) [EB/OL]. <http://www.mash.cs.berkeley.edu/ns>, November 2010

(上接第 14 页)

某些技术也已经趋于成熟。在具体研究过程中, 可以不拘泥于多生物特征融合。目前的研究总体上从单一生物特征识别向多生物特征识别发展, 从平面静止图像向活动视频和三维立体方向发展, 从生物特征向与软生物特征、密码等传统识别方式相结合的方向发展。

参考文献

- [1] 孙冬梅, 裴正定. 生物特征识别技术综述[J]. 电子学报, 2001, 29(12A): 1744-1748
- [2] 祝恩, 殷建平, 张国敏, 等. 自动指纹识别技术[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2006: 1-190
- [3] Ho T K, Hull J J, Srihari S N. Decision Combination in Multiple Classifier Systems[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(1): 66-75
- [4] Vatsa M, Singh R, Noore A, et al. On the Dynamic Selection of Biometric Fusion Algorithms[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(3): 470-479
- [5] 刘红毅, 王蕊红, 谭铁牛. 基于改进 ENN 算法的多生物特征融合的身份验证[J]. 自动化学报, 2004, 30(1): 78-85
- [6] Brunelli R, Falavigna D. Person Identification Using Multiple Cues[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1995, 17(10): 955-966
- [7] Kittler J, Hatef M, Duin R P, et al. On Combining Classifiers [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20: 13
- [8] Nandakumar K, Chen Y, Dass S C, et al. Likelihood Ratio-Based Biometric Score Fusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 342-347
- [9] Outa R D, Hart P E, Strok D G. Pattern Classification[M]. John Wiley & Sons, 2001
- [10] Wang Y H, Tan T N, Jain A K. Combining Face and Iris Biometrics for Identity Verification[C]// Audio and Video-Based Biometric Person Authentication. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003; 805-813
- [11] M I U. Multimodal Biometric Authentication Methods: A Cots Approach[C]// Proceedings of Multi-Modal User Authentication (MMUA). Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2003; 99-106
- [12] He M X, Horng S J, Fan P Z, et al. Performance Evaluation of Score Level Fusion in Multimodal Biometric Systems[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(5): 1789-1800
- [13] Snelick R, Indovina M, Yen J, et al. Multimodal Biometrics: Issues in Design and Testing[C]// 5th International Conference on Multimodal Interfaces. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2003; 68-72
- [14] Jain A, Nandakumar K, Ross A. Score Normalization in Multimodal Biometric Systems [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2270-2285
- [15] Dass S C, Nandakumar K, Jain A K. A Principled Approach to Score Level Fusion in Multimodal Biometric Systems[C]// Kanade T, Jain A, Ratha N K, eds. Audio and Video Based Biometric Person Authentication. Heidelberg: Springer-Verlag, 2005; 1049-1058
- [16] Nandakumar K, Chen Y, Dass S C, et al. Likelihood Ratio-Based Biometric Score Fusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 342-347
- [17] Prabhakar S, Jain A K. Decision-Level Fusion in Fingerprint Verification[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(4): 861-874
- [18] 刘明, 袁保宗, 苗振江. 一种双目标排序层分类器融合方法[J]. 自动化学报, 2007, 33(12): 1276-1282
- [19] Wang F, Han J. Multimodal Biometric Authentication Based On Score Level Fusion Using Support Vector Machine[J]. Opto-Electronics Review, 2009, 17(1): 59-64
- [20] Kumar A, Kanhangad V, Zhang D. A New Framework for Adaptive Multimodal Biometrics Management[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(1): 92-102
- [21] Tronci R, Giacinto G, Roli F. Dynamic Score Combination of Binary Experts [C]// 19th International Conference on Pattern Recognition. Vols 1-6, Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2008; 2420-2423
- [22] Poh N, Boulrai T, Kittler J, et al. Benchmarking Quality-Dependent and Cost-Sensitive Score-Level Multimodal Biometric Fusion Algorithms[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2009, 4(4): 849-866
- [23] Poh N, Windridge D, Mottl V, et al. Addressing Missing Values in Kernel-Based Multimodal Biometric Fusion Using Neutral Point Substitution[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(3): 461-469
- [24] Toh K A, Kim J, Lee S. Biometric Scores Fusion Based On Total Error Rate Minimization[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 1066-1082
- [25] Toh K A, Kim J, Lee S. Maximizing Area Under Roc Curve for Biometric Scores Fusion[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(11): 3373-3392