

动态手写签名差异性影响评估

常 郝

(安徽财经大学 信息工程学院, 安徽 蚌埠 233030)

摘 要:动态手写签名广泛用于身份认证、文件加密以及数字版权管理等领域。生理环境、采集设备以及特征提取算法中的缺陷造成了手写签名中不同程度的差异性。文中通过实验分析了这种差异性与认证错误率的关系,结果表明,签名的波动性和复杂性分别在单样本模型和多样本模型下对错误率影响显著。反过来,合理地利用这些差异性,能够有效地降低错误率,开发出更加有效的特征,这对系统设计者和用户也有很大程度的指导作用。

关键词:动态手写签名;波动性;复杂性

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)04-0174-03

Evaluation of Variation in Dynamic Handwritten Signature

CHANG Hao

(School of Info. and Eng., Anhui Univ. of Finance and Economics, Bengbu 233030, China)

Abstract: Dynamic handwritten signature is widely used in identity authentication, file encryption, digital rights management and so on. Defects in physiological environments, capture device and feature extraction algorithm result in various complexity and variation. In this paper, analyzed the relation between variation and error rate. The result shows that variation and complexity impact prominently on error rate under single reference signature and multiple reference signatures respectively. And reversely, can reduce error rate and develop more effective features if using the variation reasonably, which could be the guidance to system designers and users

Key words: dynamic handwritten signature; variation; complexity

0 引言

人书写时的笔迹是书写者自身的生理特点和后天学习过程的综合反映。每个人写字时都具有独特的行为特征,特别是书写过程中书写的轻重、形状,至于书写速率、时间、书写压力等动态信息更是因人而异。手写签名不需要特殊的采集设备和复杂的处理软件,而只需要常规的输入手段如手写板或扫描仪,而且在线手写输入是一个动态过程,更难以模仿和伪造。手写签名长期以来广泛用于访问控制、身份认证、文件加密以及数字版权管理等领域,为社会广泛接受,不存在指纹、脸形那样感情排斥和侵犯个人隐私的问题^[1]。

手写签名差异性主要包括签名的波动性和复杂性,是可能显著影响系统性能的关键方面^[2,3]。短期差异取决于书写人的精神状态和书写条件,长期差异取决于签名者物理书写系统的调整和肌肉运动的调整。

1 生物特征中差异性产生的原因

基于密码的认证系统不涉及任何复杂模式识别,它们总是按照系统设计者的要求精确执行。但是生物特征信号,如脸形图像及其计算机表示由于采集方法、采集环境、用户和采集设备的交互方式,以及在某些情况下由于生理学现象的不同导致差异很大。生物特征信号差异性产生的一些共同原因有:

(1)生理环境的影响:生物特征分类器表示了生物特征轨迹或行为的度量,它更容易受到穿戴、磨损、偶然受伤和病理环境的影响。手工工作,事故等等都会对手指造成永久性或暂时性的伤害。在某些病理情况下,如糖尿视网膜病,视网膜度量可能会发生变化。怀孕妇女的步态显然与不怀孕妇女的步态大不相同。醉酒会导致不稳定的签名。通常的伤风感冒会改变一个人的语音。所有这些现象都会导致采集的生物特征信号产生巨大差异。

(2)信号采集设备的缺陷:实际方案中的信号采集设备并不完美,因此在采集生物特征信号的过程中可能造成外来的差异。例如对于指纹采集,由于手指不是刚体,不均匀接触导致低质量的指纹采集,进一步,

收稿日期:2008-08-04

基金项目:安徽省自然科学基金资助项目(KJ2008B087)

作者简介:常 郝(1983-),男,安徽寿县人,讲师,硕士,主要研究方向为生物特征识别技术、计算机网络与信息安全、软件过程。

由于皮肤的干燥、磨破、皮肤病、出汗、变脏或者空气中的湿度都会使情况变得复杂,进而导致非理想的采集环境。对于手写签名,目前常见的采集设备大多无法同时采集到轨迹信息和书写过程中的书写力信息^[4~6]。

(3)特征提取算法的缺陷:由于缺乏内在的可区分信息或者生物特征分类器太严格,导致从两个不同人提取的生物特征标识可能会非常相似。例如,图像处理操作可能会引入不一致的偏差等等。

静态的签名图像本身就丢失了签名过程中的速度、加速度、书写力等信息。在实际手写签名过程中,由于受环境、心情、时间、身体状态等因素的影响,同一签名者的不同次签名之间总会存在差别,有时甚至很大,反映签名特征的同一特征量也会有差别^[7~9]。

2 动态手写签名差异性影响分析

由于生物特征信号及其表示中复杂的差异性,确定生物特征标识是否相同通常涉及复杂的模式识别和决策。与基于密码的认证系统相比,生物特征加密系统的设计必须考虑这些差异造成的影响。手写签名的差异性主要体现在签名的波动性和复杂性两方面,与之对应的是稳定性和一致性两方面。

在实验中,样本签名复杂性的判断从主体获得,并要求主体赋予签名一个分数,范围是从 1 到 10,表明他们感知到的复杂度。同时,提供给不同组的主体五个真正样本,并要求他们根据感知到的签名一致性分类样本签名。复杂性和签名波动性的可能联系,以及这可能对系统认证过程的影响是实际生物特征开发策略中一个非常重要的问题,下面详细叙述。

2.1 单参考样本模型下认证性能和签名差异性关系

为了从统计上检查复杂性和波动性与相应错误率关系,这里使用 Spearman 秩相关系数作为相似度^[8]。

表 1 单样本模型下的 Spearman 秩相关系数

Spearman 系数	复杂度	波动度	总体错误(%)	FRR(%)	FAR(%)
复杂度	1.000				
波动度	-0.410	1.000			
总体错误(%)	-0.410	1.000	1.000		
FRR(%)	-0.410	1.000	1.000	1.000	
FAR(%)	0.225	-0.869	-0.869	-0.869	1.000

(1)单参考样本模型下差异性对错误率的影响。

如表 1 所示,样本波动性与总体错误($r_s=1.000$)和 FRR($r_s=1.000$)有良好的正相关,与 FAR 是负相关($r_s=-0.869$)。此外,在复杂性和总体错误($r_s=-0.410$),FRR($r_s=-0.410$),FAR($r_s=0.225$)之间获得的秩相关结果不能确定这些变量是否相关。因此这表明,对于单参考样本模型,不同错误率的主要原因在

于样本签名的波动性。增加波动性则与之相关的就是增加总体错误,增加 FRR 和减少 FAR。

除了显著相关的结果,为了进一步探讨这些问题,调查一组具有相似复杂度值的样本,那么有关波动性对错误率的影响可能会有进一步的证据。

(2)具有相似复杂度值样本的波动性对错误率影响。

如表 2 所示,箭头表示变量变化的方向,就增大相似复杂度值样本的波动性而言,错误率的变化模式与先前结果一样。因此,增大波动性将增大总体错误,增大 FRR,减少 FAR。因此更多真正的签名被拒绝,原因是它们与原始签名大不相同。然而,对于一个更加严格的判断来说,会有更少的伪造者被错误地接受。

为了评估复杂性在分类决策中对错误率的影响,样本的波动性保持相同是基本的要求。由于这个原因,具有非常相似波动性的签名分为一组,这构成了一个波动性分数低的稳定集合 A,和高波动性的不稳定集合 B。

表 2 相似复杂度样本组的波动性影响

		波动性	总体错误(%)	FRR (%)	FAR (%)
相似复杂度 的样本组	样本 2	4 ↑	26.51 ↑	48.86 ↑	4.16
	样本 1	3 ↑	25.68	45.13 ↑	6.22 ↓
	样本 3	1	21.12	26.39	15.86

(3)具有相似波动性签名样本复杂性对错误率的影响。

每个集合中的样本具有相似的波动性,两个集合随着逐渐增大的复杂性,错误率的变化却恰恰相反。如表 3 所示,对于稳定集合 A,增大复杂性导致增大总体错误,增大 FRR,降低 FAR。然而,相反的情况发生在不稳定集合 B 中。因此,随着增大复杂度,总体错误和 FRR 减少,而 FAR 增加。对于稳定集合增大复杂性似乎是对签名可信性更加严格的判别,导致更多真正签名被拒绝,更少的伪造签名被接受。另一方面,对于不稳定集合增大复杂性似乎会引起主体混淆,导致更多签名被接受,真正样本和伪造样本都是如此。

表 3 相似波动性样本复杂性的影响

		复杂度	总体错误(%)	FRR(%)	FAR(%)
稳定集合 A	样本 4	8.2 ↑	21.94 ↑	38.06 ↑	5.83 ↓
	样本 3	4.1	21.12	26.39	15.86
不稳定集合 B	样本 1	5.8 ↑	25.68	45.13	6.22
	样本 2	4.8 ↑	26.51 ↓	48.86 ↓	4.16 ↑
	样本 5	1.8	33.02	61.94	4.11

2.2 多参考样本模型下认证性能和签名复杂性、波动性的关系

如表 4 所示,对于多样本模型, Spearman 秩相关结果表明,在复杂性和 FRR($r_s=0.905$)之间存在显著的正相关,而对于总体错误和 FAR 获得的相关系数分

别是正相关($r_s=0.796$)和负相关($r_s=-0.816$)。另外一方面,波动性和总体错误($r_s=0.110$),FRR($r_s=0.000$)或者 FAR($r_s=-0.070$)之间的关系不显著。

因此,多样本模型下,对错误率形成的主要影响在于样本的复杂度。增大复杂性将导致总体错误和 FRR 增加,而 FAR 减少。

表 4 多样本模型下错误率的 Spearman 秩相关系数

Spearman 系数	复杂度	波动度	总体错误 (%)	FRR (%)	FAR (%)
复杂度	1.000				
波动度	-0.408	1.000			
总体错误 (%)	0.796	0.110	1.000		
FRR (%)	0.905	0.000	0.905	1.000	
FAR (%)	-0.816	-0.070	-0.816	-0.975	1.000

2.3 混合模型下认证性能与复杂性、波动性之间关系

根据预测分析,从单参考样本模型到多参考样本模型,错误率的普遍减少是可以预料的。然而,签名样本数的不同证明了样本复杂性和内在波动性的影响。需要指出的是,表 5 中给出的数字只是表明错误率的变化,并不是绝对值。

表 5 样本的复杂度和波动性约简百分比

描述	样本	总体错误 (%)	FRR (%)	FAR (%)
复杂+稳定	样本 4	16.4	11.7	44.1
复杂+不稳定	样本 1	35.1	33.4	46.5
一致+稳定	样本 3	49.7	48.6	51.7
一致+不稳定	样本 5	53.5	59.3	46.07

如表 5 所示,样本波动性信息对于一致且不稳定的样本而不是复杂且稳定的样本更有用。事实上,样本越是复杂和稳定,错误率减少的百分率就越小,样本波动性知识对错误率的影响就越小。进一步,从结果可以看出,一致签名从可利用的波动性知识获益最多,而不管它们稳定或不稳定。结合不同层次的复杂性和波动性,对于减少错误率具有明显的优点,具有低复杂性且不稳定签名在 FAR 上显著增加而不是减少。然而,它们通常从可利用的波动性知识获益,结果是与 FAR 相对较小增长对应的是 FRR 大幅减少。

3 实验结果分析

结合人们感知到的签名复杂性和波动性,以及在它们在认证过程中错误率的关系,通过实验得到许多有益的结论。根据本研究的实验结果,与一致签名相反,复杂签名在认证过程中可能导致拒绝更多真正样本,以及接受更少的伪造样本。关于签名的波动性,与不稳定签名相比,通常稳定签名会有更少的真正样本被拒绝,以及更多的伪造样本被接受。实验结果表明,复杂而不稳定的签名比复杂而稳定,或者简单而不稳定的签名更容易受到伪造样本的影响。这表明,具有

高波动性的复杂签名可能会导致主体更多的混淆,因此导致更多的签名被接受,包括真正签名和伪造签名,其反映就是一个低的 FRR 和高的 FAR。最后,一致而稳定的签名在没有其稳定性信息可利用的情况下,最有可能被伪造签名的渗透。解决这个问题的一种方式之一是使用更多的参考样本,根据文中的研究结果,这样可以减少多达 38% 的错误接受。然而,更多的参考样本并不支持低稳定签名,对于减少 FAR 帮助并不大。

4 结束语

由于生理环境、采集设备以及特征提取算法等原因,手写签名中会有不同程度的差异性。文中通过实验分析了参考样本数、签名波动性、复杂性等差异性对认证错误率的影响。合理地利用这些差异性,能够有效地降低错误率,开发出更加有效的特征,这对系统设计者和用户具有很大程度的指导作用。

参考文献:

[1] Uludag U, Pankanti S, Jain P S A. Biometric Cryptosystem: Issues and Challenges[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92 (6): 948-960.

[2] Huang Kai, Yan Hong. Stability and style-variation modeling for on-line signature verification[M]. [s.l.]: Pattern Recognition Society, Elsevier Ltd, 2003: 2253-2270.

[3] Dimauro G, Impedovo S, Modugno R, et al. Analysis of Stability in Hand-Written Dynamic Signatures[C]//Proceedings of the Eighth International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR'02). [s.l.]: [s.n.], 2002.

[4] Fang P, Wu Z C, Meng M, et al. Improved F-Tablet for handwriting signal capture[C]//International Conference on Information Acquisition. Hefei, China: [s.n.], 2004.

[5] 方平, 孟明, 吴仲城等. 基于字形信息和书写力信息的在线签名鉴别[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(1): 1-6.

[6] 申飞. 基于力矢量的手写信息获取与数字表达[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2005.

[7] Fairhurst M C, Kaplani E, Guest R M. Complexity Measures in Handwritten Signature Verification[C]//Proceeding of 1st International Conference on Universal access in human-computer interaction. New Orleans, USA: [s.n.], 2001.

[8] Fairhurst M C, Kaplani E. Perceptual Analysis of Handwritten Signatures for Biometric Authentication[J]. IEE Proc. Visual Image Signal Process, 2003, 150(6): 389-394.

[9] Brault J J, Plamondon R. A Complexity Measure of Handwritten Curves: Modeling of Dynamic Signature Forgery[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1993, 23(2): 400-413.