

倾角信息在基于力信息的签名识别中的作用^①

焦慧敏^② 王党校^③ 张玉茹 方 磊

(北京航空航天大学虚拟现实技术与系统国家重点实验室 北京 100191)

摘 要 探讨了将倾角信息引入基于力信息的签名识别是否能有效消除传统数字书写笔在书写过程中须保持固定姿态的这种限制,是否会对系统的识别性能产生影响。采用书写力传递的方法,将倾角信息与力传感器的信息相结合,实现了多传感器信息融合,并将含有倾角信息的书写力与无倾角信息的书写力进行了识别性能对比试验。结果表明,在固定握笔姿态下,倾角信息对识别率的影响不大,而在自由握笔姿态下,倾角传感器与力传感器相结合可以有效提高系统识别性能。

关键词 倾角信息,握笔姿态,数字笔,签名识别

0 引 言

在线签名识别需要通过书写板和书写笔采集书写人的签名样本。当采用传统数字书写笔书写时,须要求书写者在书写过程中保持书写笔的固定姿态,即保持笔的滚角和倾角不变。本文针对这一限制进行了研究,探讨了倾角信息的引入能否消除这一限制,同时分析了倾角信息在基于书写力信息的签名识别中的作用。

1 相关研究

由于受书写习惯性动作(书写动力定型)的影响,要想从力度、笔迹、写字速度等特征上完全模仿手写签名是不可能的。因此,基于人体行为特征,如书写力特征的手写签名识别较基于其他生理特征的识别就具有无可比拟的优势^[1]。书写力特征相对于轨迹等特征,在视觉上是不可见的,具有更好的隐蔽性。书写力的采集工具主要有书写板和书写笔两种,本文采用数字笔进行签名识别。

数字笔方式的书写力在线签名采集工具,比较早的有 Sternberg 的“VERIPEN”,可以采集到沿着笔杆的一维压力信息^[2]。接着,EerNisse 等人开发了基于压电原理的数字笔,可以获得平面内二维书写

力信息;Herbst 等人研发了基于应变片的 VPen,可以采集二维平面内加速度信息,其中,“平面”为笔杆的轴切面。在 1977 年,Crane 等人^[3]开发了可以采集三维书写力信息的 SRI Pen,并申请了专利。20 世纪以来,Hook 等人^[4]进行着 BiSP 数字笔的研发。

传统数字笔工具中,采用固定在力传感器上的三个正交坐标轴度量书写力,一般直接使用力传感器的输出作为识别系统的输入进行识别。但是,现有的数字笔存在一个共同的问题,即对握笔姿态的限制。Baron 和 Plamondon 指出基于书写力的数字笔系统存在一个缺陷是:书写者在运动过程中被严格限制在固定的抓握位置,任何笔身倾斜将会导致电信号对笔尖作用力的错误表示^[5]。在我们自主研发的签名防伪数字笔系统中,加入了倾角传感器用以测量书写笔的姿态。二维倾角传感器可以用来测量物体相对于水平面的倾角变化量,体积较小,适合安装于书写笔系统,可以测量书写笔的横滚和俯仰角度。

目前,德国 Regensburg 大学的 Kempf 和 Hook 等人开发的 BiSP 数字笔可以采集力传感器的输出和书写笔的两个姿态角度变化,分别作为两个特征进行识别,采用 SDTW 和 RDTW 方法进行信息的融合处理^[6]。针对签名识别国际比赛 SVC2004 中有关书写过程中的压力、方位角和俯仰角度(书写笔投影角)使识别系统的性能变差,并造成不稳定的

① 国家自然科学基金(60605027)和北京市自然科学基金(4082019)资助项目。

② 女,1980 年生,博士生;研究方向:触觉人机交互技术;E-mail:heyu809@163.com

③ 通讯作者,E-mail: hapticwang@buaa.edu.cn

(收稿日期:2010-11-25)

结论, Muramatsu 等人采用新的算法和相同的数据库指出, 这些特征与其他特征相结合时能提高识别率, 从而证明了这些特征的有效性^[7]。但是, 他们采用的是书写板与书写笔相结合获取的签名数据。对于书写笔工具, 倾角传感器的引入, 是否能够有效消除对初始握笔姿态的限制, 以及其对系统的识别性能有何影响, 却少有文献提及。

本文采用书写笔采集工具, 获取书写过程中的三维书写力信息, 同时使用倾角传感器测量书写笔在书写过程中的姿态变化。使用力传感器与倾角传感器相结合, 根据书写力的传递关系, 计算书写笔的笔尖在运动过程中的受力情况, 实现传感器级别的信息融合, 有效消除对于初始握笔姿态的限制。为了分析倾角信息在基于书写力信息的签名识别中的作用, 分别采用无倾角信息与有倾角信息两种识别对象, 对系统性能进行评估。

2 倾角信息采集与处理

2.1 书写过程分析

书写过程中的签名数字笔笔尖受力如图 1 所示, 主要受到支撑力 N 和纸面摩擦力 f 的作用。摩擦力可以分解为水平方向的 F_x 和 F_y , 其中 y 方向为

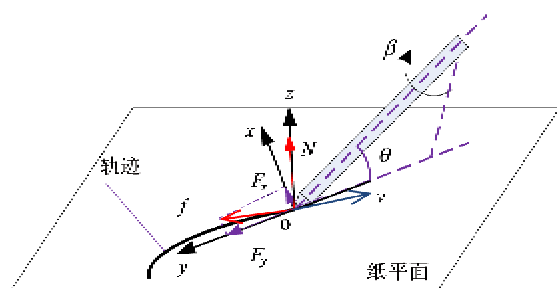


图1 书写时纸面对笔的作用力

笔杆投影的反方向, 正压力方向垂直水平面, 并向上。

目前, 本文采用 ATI 公司的高精度六维力传感器 Nano17 进行数据采集, 系统示意图如图 2 所示。图中, 坐标系 $O_p X_p Y_p Z_p$ 的原点跟随笔尖在纸面内移动, X_p, Y_p 与纸平面共面, Z_p 垂直向上, Y_p 定义为笔杆投影线的反方向; 坐标系 $O_s X_s Y_s Z_s$ 与力传感器固连。虽然, 坐标系 $O_p X_p Y_p Z_p$ 下的三维力无法直接测得, 但是任务空间的书写力 $\vec{F}_p$ 与测量空间的输出力 $\vec{F}_s$ 存在一定的变换关系。

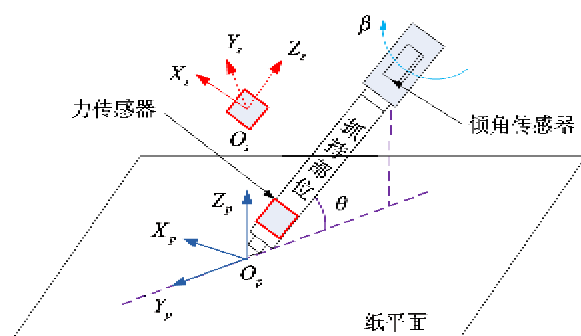


图2 基于ATI数字笔的示意图

2.2 倾角信息处理

本系统中采用 SCA100T 双轴倾角传感器, 长期稳定性好, 抗冲击能力强, 可以在 $\pm 90^\circ$ 范围内测量书写笔的俯仰和横滚两个角度, 即图 2 所示的 θ 和 β 角。书写笔的二维姿态角度信息与力传感器信息相结合, 可实现由力传感器输出到书写笔笔尖的书写力传递, 从而进行笔尖处书写力的测量, 系统框图如图 3。采用笔尖的作用力作为识别对象时, 定义为任务空间的识别; 采用传感器的输出作为识别对象, 定义为测量空间的识别。在任务空间的识别中包含倾角信息, 而测量空间的识别中不包含倾角信息。

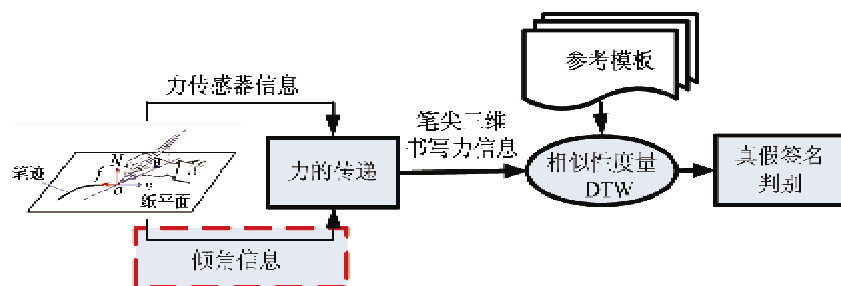


图3 具有倾角信息的书写力识别系统结构

设任务空间的书写力 $\vec{F}_p$ 所在的坐标系为 $O_p X_p Y_p Z_p$, 测量空间的输出力 $\vec{F}_s$ 所在的坐标系为 $O_s X_s Y_s Z_s$, 其中, β 为笔身绕着笔杆轴线的旋转角度, θ 为笔杆与水平面的夹角, 即笔杆的投影角。

通过倾角信息与传感器输出信息的结合, 实现笔尖书写力到传感器空间的传递, 其传递关系为

$$\vec{F}_p = \mathbf{A} \vec{F}_s \quad (1)$$

其中, $\mathbf{A}$ 为传递矩阵, 根据数字笔上力传感器与倾角传感器的安装关系, $\mathbf{A}$ 表示为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}c\beta - \frac{\sqrt{3}}{2}s\beta & \frac{1}{2}s\beta - \frac{\sqrt{3}}{2}c\beta & 0 \\ -\frac{\sqrt{3}}{2}s\theta c\beta + \frac{1}{2}s\beta s\theta & \frac{\sqrt{3}}{2}s\theta s\beta + \frac{1}{2}s\theta c\beta & c\theta \\ -\frac{\sqrt{3}}{2}c\theta c\beta + \frac{1}{2}s\beta c\theta & \frac{\sqrt{3}}{2}c\theta s\beta + \frac{1}{2}c\theta c\beta & -s\theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, s 表示 $\sin$, c 表示 $\cos$ 。

传递矩阵 $\mathbf{A}$ 与 ATI 力传感器的输出相乘即可得到待测力信号 $\vec{F}_p$ 。因此, 在三维直角坐标系内, 书写笔可以采集到的笔尖书写力可以表示为: $[f_x, f_y, N] \in R^3$ 。

3 基于倾角信息的力信号识别

3.1 力信号 DTW 规整算法

由于签名过程的时序性, 采用动态时间规整 (dynamic time warping, DTW) 技术进行分析具有无可比拟的优势。

DTW 是将时间规整与距离测度结合起来的一种非线性规整技术。经典的 DTW 技术如图 4 所示, 设 R 、 T 两段签名力信号:

$$R = \{t_1^R, t_2^R, \dots, t_i^R, \dots, t_M^R\} \quad (3)$$

$$T = \{t_1^T, t_2^T, \dots, t_i^T, \dots, t_N^T\} \quad (4)$$

其中 R 为签名模板, T 为待规整力信号, M 、 N 分别表示 R 、 T 力信号序列长度, 一般地, 有 $M \neq N$ 。

图 4 中, DTW 规整算法的目的是寻找一个时间规整函数 $i = w(j)$, 经过对待规整力信号序列的局部拉伸和压缩, 将待规整序列的时间轴 j 非线性地映射到模板时间轴 i 上, 并使该函数 $w(j)$ 满足

$$D = \min_{w(j)} \sum_{j=1}^N d[R(w(j)), T(j)] \quad (5)$$

式中, $d[R(w(j)), T(j)]$ 表示待规整书写力序列 $T(j)$ 和模板 $R(i)$ 在对应采样点处的距离测度, D 则是处于最优时间规整情况下两时间序列之间的匹

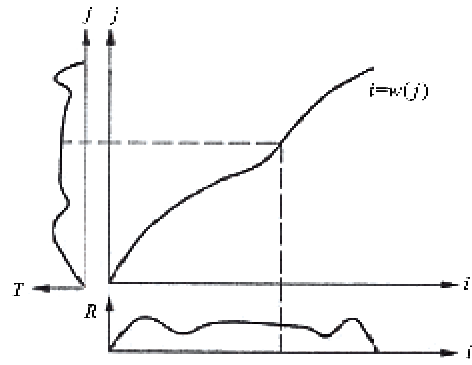


图 4 动态时间规整

配路径^[8]。

3.2 特征识别算法设计

基于经典的 DTW 算法, 时域上使用 DTW 技术的目的是通过与一组真实签名进行训练, 找到一个签名力信号模板及判断阈值, 其余待鉴定的力信号均与该模板进行匹配, 从而实现时间轴规整及签名初判。因此, 签名识别的其中一项重要任务, 是要获得与待鉴定签名力信号作匹配的力信号模板。

假设已有某个特定人的若干个真实签名样本, 并称之为真实样本集。要从真实样本集中获取模板, 必须通过模板训练的方法。即通过数学迭代, 首先从真实样本集中取一个样本作为初始模板, 通过将真实样本集中的其余样本逐一与该模板进行匹配, 并根据匹配结果对模板作修正变形, 从而获取最终的能够代表该真实样本集的模板模型, 具体实现参看文献[9]。

系统评判阈值 D_{TH} 定义如下:

$$D_{TH} = \overline{Dist} + c\sigma \quad (6)$$

其中, $\overline{Dist}$ 为用于训练的真实签名与模板之间的平均距离测度, σ 为标准差, c 为阈值调整系数, 需经训练计算得到。

识别系统的评价采用真实签名的错误拒绝率和伪造签名的错误接受率来表示, 即误拒率 (FRR) 和误纳率 (FAR), 随着阈值的变化, 两者的变化呈相反的变化趋势。当 FAR 与 FRR 相等时, 即为相等错误率 (equal error rate, ERR)。本文将选取 EER 所对应的阈值调整系数值。当实际计算得到的距离测度大于评判阈值时, 判定该签名为假, 反之为真。

4 系统实验

本实验采集签名时, 由书写者使用我们自主研发的签名数字笔, 在已经摆放好的书写纸上进行书

写。对于本文的工作,进行了如下的假设:在长期的书写过程中,每个人对自己的签名具有固定的书写习惯,包括握笔姿态和用力大小,并且具有很大的重复性。因此,书写过程中,要求书写者按照平常固定的书写习惯进行签名书写。

为了验证倾角信息在不同握笔姿态下的作用,系统在固定初始握笔姿态,和自由初始握笔姿态两个实验下进行识别。前者要求书写者在每次书写签名时,初始握笔姿态都在同一位置,即落笔之前人手与书写笔的相对位置保持不变,如图 5 所示,保持同样的 β 角抓握笔杆。自由初始握笔姿态则对于人手与书写笔的相对位置没有限制,可以在倾角传感器的测量范围 $\pm 90^\circ$ 内任意转动。当一个人的第 n 个签名书写前保持 β 角的姿态,如图 6 所示,则在第 $n+1$ 个签名时,初始握笔角度可以改变为 $\beta + \Delta\beta$ 。基于本文的假设,我们近似认为同一个签名者每次书写时,笔杆在水平面的投影角,即图 5 中的 θ 角在初始握笔姿态下保持不变。本文固定初始握笔姿态简称固定握笔姿态,自由初始握笔姿态简称自由握笔姿态。需要指出的是,本文的初始握笔姿态是指落笔之前人手与书写笔的相对位置;书写过程中的握笔姿态,则是指书写笔的空间姿态。

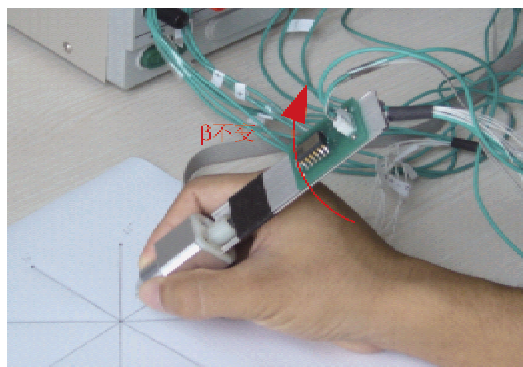


图 5 固定初始握笔姿态的实验平台

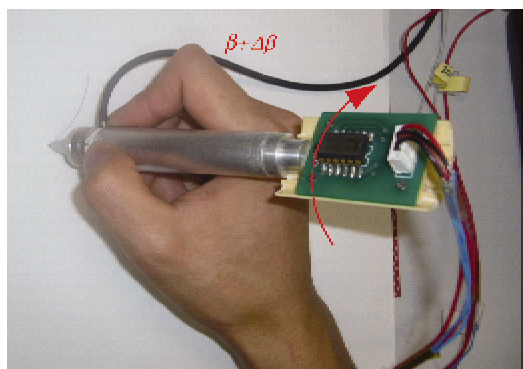


图 6 自由初始握笔姿态下实验平台

为了固定握笔姿态,采用基于一维力传感器数字笔的实验平台。此时,由于书写笔的笔身为四方形的设计,容易固定抓握固定位置。在自由握笔实验条件下,采用基于 ATI 的数字笔平台进行实验数据的采集,笔身为圆形,与普通的书写笔形状相似,书写者可以自由抓握。

需要指出的是,虽然两个实验采用不同的实验平台,使用不同的实验数据,但是,实验的对比只是发生在单个实验的内部结果进行对比,并不发生两个实验结果的对比,不进行纵向对比。例如,只是在固定抓握姿态下,进行任务空间和测量空间的对比。实验目的是对倾角传感器在两种实验条件下的作用进行分析,并不刻意追求识别率。

4.1 固定握笔姿态下的实验

本实验平台采用我们自主研发的签名防伪数字笔对签名过程的力信号进行采集,在光滑桌面上,采用 A5 打印纸为书写介质;进行基于正压力的一维力信号和三维力信号进行签名识别率的结果进行定量对比。实验输入为 10 个人的真签名样本,每个人书写自己的名字 10 次;每个人书写别人的名字 5 次,共有 450 个伪签名样本;总计有 550 个签名样本。

在前期工作中,我们设计了基于一维力传感器的书写笔,在水平方向上采用 4 个一维力传感器进行书写笔轴切面内书写力的测量;轴向压力信息由 1 个一维传感器测量。其中,书写笔轴切面内力信息的解耦过程见参考文献[10]。根据传感器的布局,为了方便抓握,采用近似四面体的笔身设计,每次书写时,采用固定握笔姿态进行试验,如图 5 所示。

本实验采用相等错误率进行性能评估,任务空间的测量结果如图 7 所示,测量空间的识别结果如图 8 所示。

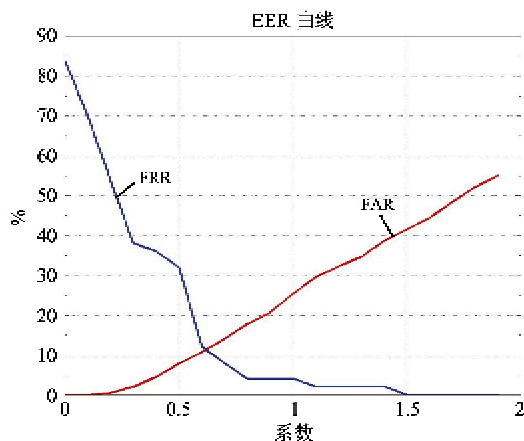


图 7 固定握笔姿态下任务空间识别曲线

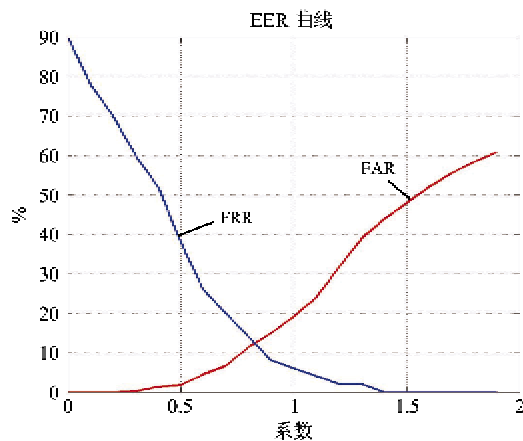


图 8 固定握笔姿态下测量空间识别曲线

采用相等错误率进行系统性能评价,识别结果如表 1 所示。经过转换之后,系统的识别能力提高了 1.1% 的相对变化率,变化不够明显。

表 1 固定握笔姿态下系统识别性能对比

	任务空间 (有倾角信息)	测量空间 (无倾角信息)	相对变化
识别率	89%	88%	0.011

4.2 自由握笔姿态的实验

自由握笔姿态下采用基于 ATI 高精度六维力传感器的数字笔。笔体采用圆柱形,接近我们使用的普通书写笔。力传感器位于抓握的下方,倾角传感器位于书写笔的末端。实验平台如图 6 所示。

由于本文只是分析倾角传感器的作用,并且进行每个实验内部的任务空间和测量空间的识别能力对比,因此,签名数据的数量并不影响倾角信息的分析。

在采用基于 ATI 的数字笔进行的数据采集中,由两名实验者组成,每个人分别书写自己的真实签名 45 次,书写另一个人的签名,即伪签名 40 个。数据分两次采集,前 25 个真实签名和前 20 个伪造签名,剩余 20 个真实签名和 20 个伪造签名在第三天采集完成。因此,此次采集的数据库共有 170 个签名组成。其中真实签名中的 5 个用于训练,其余真实签名和伪签名用于测试。数据采集过程中,对实验者的要求如下:

- (1) 要求书写者在倾角传感器横滚方向的 $\pm 60^\circ$ 范围内进行转动;书写笔的俯仰角度应该小于 70° ;每次书写的初始握笔姿态都处于不同的位置;
- (2) 伪造签名应尽量模仿真实签名的书写轨

迹;伪造签名应尽量保证与真实签名的书写速度相近;

(3) 书写过程中人手与数字笔的相对位置保持不变;不能改变平常的握笔姿态,尽量保持正常的书写过程。

本实验采用相等错误率进行性能评估,任务空间的测量结果如图 9 所示,测量空间的识别结果如图 10 所示。

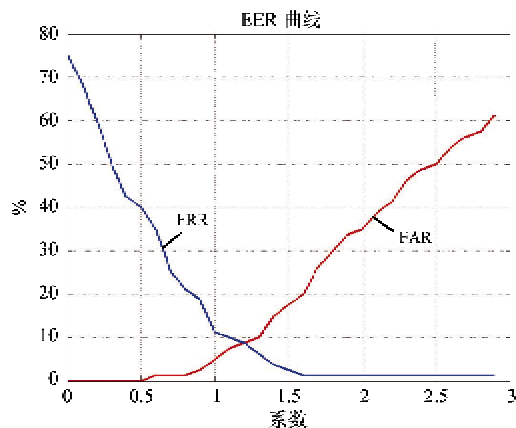


图 9 自由握笔姿态下任务空间识别曲线

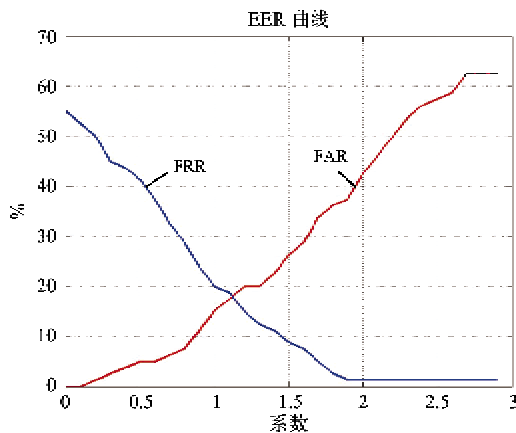


图 10 自由握笔姿态下测量空间识别曲线

采用 ATI 数字笔进行数据采集的试验中,经过力的传递之后,由表 2 可以看出,系统识别能力相对于无倾角传感器的识别,提高了 12.2%。

表 2 自由握笔姿态下系统识别性能对比

	任务空间 (有倾角信息)	测量空间 (无倾角信息)	相对变化
识别率	92%	82%	0.122

4.3 结果分析

表 3 为固定握笔姿态和自由握笔姿态下,两个

实验的相等错误率的对比。在固定握笔姿态中,由于书写笔的特殊结构设计,书写者每次在书写时使用固定的握笔姿态,因此,从任务空间与测试空间的实验结果可以看出,两者仅有 1% 的绝对差异,差别很小。在基于 ATI 的数字笔试验中,笔身设计成圆形,不容易固定姿态抓握,因此任务空间和测量空间的对比实验结果表明,两者差别相对较大。从书写习惯分析,后者由于与真实书写笔非常接近,更符合人们的书写和抓握习惯。

表 3 不同实验下相等错误率对比

	任务空间 (有倾角信息)	测量空间 (无倾角信息)
固定握笔姿态	11%	12%
自由握笔姿态	8%	18%

从图 9 和图 10 的识别曲线可以看出,系统对于真实签名的拒绝率即 FRR,在经过测量空间到任务空间力的转换之后,得到了剧烈下降,因此减小了类内距离。同时,分别对图中的 FAR 曲线进行对比可以看出,经过力的传递之后,FAR 曲线也得到了下降,即系统的类间距离增大,类别的可分性增大^[11]。因此系统的错误率得到了整体减小。

倾角信息的缺失,使自由握笔姿态下的数字笔具有不统一的测量坐标系,造成对相同的书写力信息产生不同表达。当不考虑倾角信息,使用力传感器的输出作为对象进行识别时,由于数字笔的测量坐标系固连在力传感器上,那么初始握笔姿态的转动,则引起测量坐标系的转动。假如同一个人书写同样的轨迹,笔尖运动产生相同的书写力信息,将会由于测量坐标系的变化,导致其在不同的测量坐标系下进行不同的三维书写力分解。由此产生对同一人同一书写信息不同的表达,在识别阶段将会产生错误的匹配结果,并影响系统判别性能。而固定握笔姿态可以使每次书写时都在同一个测量坐标系下进行测量,可以保证在同一测量坐标中测量同一书写内容的变化。

倾角信息的存在使得自由握笔姿态下的数字笔能够在同一坐标系下测量书写力。当考虑倾角信息时,倾角传感器可以测量书写者的初始握笔姿态的旋转角度。通过对书写力的空间传递,可以使每次书写内容都在相同的空间坐标系中进行测量,则可以消除对初始握笔姿态的限制。

需要指出的是,不同的数据库即使采用相同的

方法进行识别,所得到的错误率也是不同的。因此,本实验条件下不能进行固定握笔姿态和自由握笔姿态下两者的绝对比较。

5 结 论

在固定握笔姿态下,有倾角信息的任务空间相对于无倾角信息的测量空间的识别性能提高了 1.1%,两者具有 0.01 的绝对差异;而在自由握笔姿态下,有倾角信息的任务空间相对于无倾角信息的测量空间的识别结果提高了 12.2%,前者相对于后者的相等错误率降低了 2.3 倍。

本系统通过加入倾角信息,采用任务空间到测量空间书写力的传递消除了传统书写笔固定握笔姿态的限制,使书写笔的使用更加方便;并使倾角传感器和力传感器的输出信息得到了有效使用。固定握笔姿态下,是否使用倾角信息,对于系统性能影响不大,同时可以说明书写习惯是个人的固有特性,即书写定型。当自由握笔姿态下,结合了倾角信息的任务空间识别相对于测量空间具有更高的识别率,此时倾角信息对于系统识别能力具有重要影响。

本文没有使用倾角传感器与力传感器两者单独检测信息进行签名识别,而是采用两信息的结合实现笔尖处任务空间书写力的测量。因此在接下来的工作中将考虑将倾角信息和测量空间书写力分别作为特征进行识别,并讨论倾角信息与任务空间书写力分别作为特征进行识别时,是否存在冗余信息,同时将以上工作进行相等错误率的对比,用于分析倾角信息与书写力信息以何种方式使用可以得到最好的识别效果。

在下一步工作中,将基于 ATI 数字笔进行大规模数据的采集,其中包含了三维书写力,位置,倾角和位置多种信息,相对于其他数据库来说,信息更加全面。通过选取不同的信息进行识别,便于研究其重要性,便于不同算法进行识别率的对比。

参考文献

- [1] 孙冬梅,裴正定. 生物特征识别技术综述. 电子学报, 2001, 29(12A): 1744-1748
- [2] Sternberg J. Automated signature verification using hand-writing pressure. 1975 WESON Convention Record, 1975, 31/4: 1-6
- [3] Crane H D, Wolf D E, Ostrem J S. The SRI pen system for automatic signature verification. In: Proceedings of the Symposium on NBS Trends and Applications, Gaith-

- ersburg, USA, 1977. 32-39
- [4] Hook C, Kempf J, Scharfenberg G. New pen device for biometrical 3D pressure analysis of handwritten characters, words and signatures. In: Proceedings of ACM SIGMM workshop on Biometrics methods and applications, Berkley, USA, 2003. 38-44
 - [5] Baron R, Plamondon R. Acceleration measurement with an instrumented pen for signature verification and handwriting analysis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1989, 38(6): 1132-1138
 - [6] Bashir M, Kempf J. DTW based classification of diverse pre-processed time series obtained from handwritten PIN words and signatures. *Journal of Signal Processing Systems*, 2010. 1-11
 - [7] Muramatsu D, Matsumoto T. Effectiveness of pen pressure, azimuth, and altitude features for online signature verification. In: Proceedings of the International Conference on Biometrics, Advances in Biometrics, Heidelberg, Germany, 2007. 503-512
 - [8] 赵力. 语音信号处理. 北京: 机械工业出版社, 2003. 222-243
 - [9] 李胜春, 丁晓青, 陈彦. 基于加权动态匹配方法的联机签名鉴别. 清华大学学报自然科学版, 1999, 39(9): 61-64
 - [10] Wang D X, Zhang Y R, Yao C, et al. Toward force-based signature verification: a pen-type sensor and preliminary validation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(4): 752-762
 - [11] 边肇祺, 张学工等. 模式识别. 北京: 清华大学出版社, 2000. 178-197

The role of dip angle information in force-based signature verification

Jiao Huimin, Wang Dangxiao, Zhang Yuru, Fang Lei

(State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract

The problem that whether the introduction of the dip angle information of a digital pen for signature verification into the force-based signature verification can effectively eliminate the restriction that ordinary digital pens require the writer to hold them in a fixed posture during handwriting and affect the performance of the recognition system was investigated. The method of force transmission was used to combine the inclination sensor information with the force sensor information to realize multi-sensor information fusion. The experiments were conducted to compare the recognition capability of force signals with or without incorporating dip angle information. The results showed that dip angle information had little impact on the recognition rate when the digital pens were in a fixed posture. On the other hand, it played an important role when a pen was at a free posture. The combined information of a inclination sensor and a force sensor can improve the recognition performance of the system remarkably.

Key words: dip angle information, holding posture, digital pen, signature verification