

基于书写摩擦力的签名识别方法

焦慧敏¹ 王党校¹ 张玉茹¹ 方磊¹

摘要 由于动态测量坐标系的存在,使得数字笔在不同的握笔姿态下,引起书写平面内摩擦力的分解不同.由此本文提出采用书写摩擦力进行在线签名识别.该方法将摩擦力的方向在直角坐标系内进行特征量表示,并与三维书写力的大小相结合,实现概率值和距离测度信度级的融合.在进行真假签名的判别中,加入快速剔除的方法,进行两级判别,以提高识别效率.实验结果表明,基于签名书写力大小和方向特征的融合识别方法互相补充,相对于单个方法具有更高的识别率,系统性能得到显著改善.

关键词 书写力, 签名识别, 特征融合, 隐马尔科夫模型

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00883

Signature Verification Using Handwriting Friction Force

JIAO Hui-Min¹ WANG Dang-Xiao¹ ZHANG Yu-Ru¹ FANG Lei¹

Abstract Dynamic coordinates exist in handwriting input equipment of the digital pen. Consequently, various holding gestures of the digital pen lead to different decomposition ways of friction force. An approach using handwriting friction force for online signature verification is presented. The feature representation of friction direction is described in Cartesian coordinates. A novel system combines the extracted signature features with the characteristic of force magnitude to realize fusion of distance measures and probability. A quickly removed method is applied to the proposed system to improve the recognition efficiency. Two-stage discrimination is executed in distinguishing true and false signatures. Experiment result explores that fusion of handwriting force magnitude and direction for signature verification is shown to give complementary recognition information. As opposed to a single method, the fusion approach has a much higher recognition rate.

Key words Handwriting force, signature verification, feature fusion, hidden Markov model

书写过程中,书写笔与书写平面相互作用产生书写力,由于书写力具有很难被肉眼所感知的特性,使得它很难被模仿和伪造.书写力信息的采集工具主要有书写板^[1]、书写笔^[2-6]和数据手套^[7-8]三种方式.我们在前期的工作中,主要采用书写笔作为采集工具进行数据采集^[9].Crane等^[2]研发的数字笔在80年代申请了专利,并从获取的三维书写力中提取特征进行了签名识别.Diddens等^[3]采用压电传感器研发了低成本的SmartPen数字笔,书写时可以测量三维书写力,抬笔过程中还可以作为加速度计测量惯性力.Shimizu等^[4]设计了基于光电原理的数字笔测量三维书写力.Kikuchi等^[5]开发的高速高灵敏度数字笔可以测量沿笔身的压力信号.在国内,刘扬等^[6]设计了安装在笔杆上的加速度传感器来采集书写过程中的动态特征.

数字签名书写笔和书写板是不同的签名获取装置.对于书写板,可以测量书写位置,捕捉书写轨

迹、书写力和力矩信息;书写笔工具可以采集书写轨迹、书写力和握笔姿态等信息.由于书写笔的力传感器安装在书写笔上,测量坐标系一般固连在书写笔的笔身,多数书写笔工具在书写过程中,随着姿态的变化,引起测量坐标系的变化,产生动态坐标系.这是书写笔工具区别于书写板的特点之一.在我们前期的工作中,数字笔的设计见文献[9].虽然数字笔在书写平面上的投影角度可以通过倾角传感器测量,但是数字笔在硬件上仍无法完全确定其姿态,即书写笔的投影线在书写平面内的变化无法获取.由于握笔姿态不同,所产生的影响反映在书写力数据中,除了引起书写力大小的不同,另一个明显的现象则是书写过程中摩擦力的方向不同.关于采用书写力的大小进行签名识别,在很多文献中都有研究^[10-11].本文则提出采用书写过程中的摩擦力方向作为特征进行签名识别.

为了从书写工具所采集到的时间序列中获取有效信息进行识别,前人的研究工作使用了不同方法,可以分为两类:基于参数的方法和基于函数的方法.前者采用从签名序列中提取出来的、代表一组全局特征的向量进行识别;后者采用代表局部特性的签名时间序列进行识别^[12].Fierrez等将基于函数的方法分为局部方法和区域方法,采用位置和压力信号进行不同输入序列之间距离测度和概率值的融合

收稿日期 2010-07-13 录用日期 2011-02-01
Manuscript received July 13, 2010; accepted February 1, 2011
北京市自然科学基金(4082019)资助
Supported by Beijing Natural Science Foundation of China (4082019)

1. 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
1. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beihang University, Beijing 100191

计算, 结果表明这两种方法具有互补性^[13]. Wang 等采用主要与位置信息有关的特征进行局部特征和全局特征的融合识别^[14]. Fernandez 等采用两个 Tablet 采集签名数据, 实现了传感器级别的融合^[15]. Nyssen 等采用局部特征和全局特征, 进行三个阶段的三种不同类型的特征识别^[16].

本文针对采集的书写力信号, 从其本身的特性进行分析, 对书写笔签名工具所采集到的三维书写力信息, 即书写平面的摩擦力的两个分量和垂直方向上的正压力分量, 采用基于函数的方法进行签名识别. 对于书写力来说, 有三个要素: 作用点、力的大小和方向. 在前期的工作中, 我们采用了书写过程中三维书写力的大小数值作为特征输入序列, 使用动态时间弯曲方法进行距离测度的计算^[11]. 考虑到动态坐标系的影响, 本文采用书写力中的摩擦力, 在书写平面内的直角坐标系中所在的象限处理输入数据, 表示特征量. 但是, 基于摩擦力方向这一单一特征的签名识别, 系统识别率不会太高, 因此, 本文将书写力的大小和方向相结合, 使两者相互补充、相互依赖, 提高系统识别率.

本文的结构安排如下: 第 1 节定义数字笔的坐标系, 并对摩擦力方向的特征量进行表示; 第 2 节介绍采用数字笔的数据采集形式和处理方法, 第 3 节介绍融合方法的实现; 第 4 节开展实验, 并结合动态时间弯曲算法, 进行信度级的融合; 最后对全文进行总结.

1 特征分析

1.1 坐标系定义

在前期工作中, 我们设计的书写笔物理样机如图 1 所示. 主要由测量书写力的力传感器和测量书写笔姿态的两轴倾角传感器组成. 其中, 倾角传感器可以测量相对于水平面的横滚角度 β 及其与水平面的夹角 θ ^[9], 如图 2 所示. 由于数字笔的坐标系固连在笔身, 力传感器具有相对于笔杆固定的坐标系, 通过与倾角传感器信息的融合, 可以测量在笔尖位置的作用力信息. 在图 2 中, $O_w X_w Y_w$ 坐标系为定义在纸面内的静态坐标系; $OXYZ$ 是定义在笔杆上的动态坐标系, 也称为任务空间坐标系, 其原点固连在笔尖位置; α 是书写笔笔杆的投影与平面内 X_w 轴的夹角. 但是由于缺少数字笔在书写平面内投影的旋转角度信息, 即图 2 所示的 α 角度, 无法完全确定数字笔在纸面内的姿态变化. 因此, 本系统采用动态坐标系进行信息测量.

根据书写笔的定义, 在书写过程中, 书写力可以分解为书写平面的摩擦力和垂直方向上的正压力, 如图 2 所示. 其中, 书写平面内摩擦力 f 的方向为

书写笔运动的反方向, 正压力 N 的方向垂直向上, 书写笔与书写平面内的投影的夹角为 θ 角. 本文认为书写平面即为水平面, 正压力方向垂直向上, 保持不变. 书写平面内摩擦力具有多种分解方式. 本系统根据书写笔的姿态, 在直角坐标系内进行分解. 其中, 书写笔笔身在书写平面内投影的反方向为 Y 轴正方向, 书写面的垂直向上方向为 Z 轴正方向. 摩擦力 f 在直角坐标系内的两个分量为 f_x 和 f_y . 因此, 在三维直角坐标系内, 书写笔可以采集到的书写力可以表示为: $[f_x, f_y, N] \in \mathbf{R}^3$. 其中, 垂直方向上的正压力的方向恒定, 而摩擦力的两个分量将随着动态坐标系的变化而变化, 即数字笔在书写平面内的投影发生旋转或移动, 则摩擦力具有不同的分解方式. 本系统中由于缺少书写笔笔杆在书写平面内的姿态信息, 无法确定其在纸面内的投影位置, 但是从固连在笔身的力传感器的测量空间坐标系到笔尖的任务空间坐标系, 具有唯一的对应关系, 因此, 书写笔投影的绝对位置, 并不影响书写力的测量. 测量系统的工作原理具体参见文献 [9].



图 1 书写笔物理样机

Fig. 1 Physical prototype of the digital pen

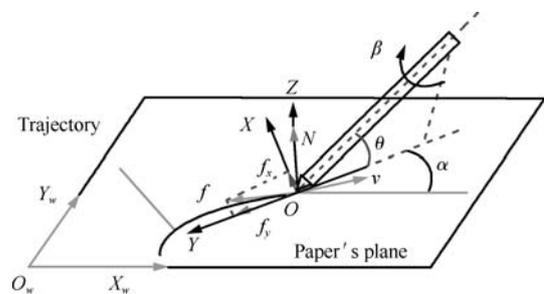


图 2 书写过程中书写力分解示意图

Fig. 2 Interaction force during handwriting

由于存在上述动态坐标系的问题, 采用传统的 DTW 方法进行识别存在不足. 例如时刻 t 和时刻 $t+1$, 如果笔身发生变化, 则笔杆上的坐标系将随之发生变化. 通过观察书写过程, 我们发现书写内容的

运动方向反方向, 即书写平面内摩擦力的方向, 这一物理存在的内容, 在人们长期的书写习惯中, 与书写者的握笔姿态保持着相对固定的关系. 随着握笔姿态的不同, 摩擦力方向在动态坐标系内发生变化.

因此, 本文提出采用与书写轨迹相关联的摩擦力方向特征, 进行签名系统的辅助识别.

1.2 摩擦力方向的特征量表示

本文进行这样的假设: 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, 实验中要求书写者保持近似相同的书写状态.

鉴于本文的假设, 由于书写习惯不同, 书写时握笔姿态不同, 书写相同的字体时, 在直角坐标系下的摩擦力的分解则不同. 图 3 为书写“王”字的第一个笔画“横”的某一个采样点处, 对不同书写者在书写平面内产生的摩擦力进行分解的示意图. 在图 3 左列中, 书写笔在书写平面内的投影线与书写轨迹重合, 其中, 图 3(a) 为某书写者书写时的俯视图, 图 3(c) 为在书写平面的摩擦力分解示意图, 摩擦力 f 分解为 $f_x = 0, f_y < 0$; 图 3 右列中的图 3(b) 为另一书写者书写时的俯视图, 图 3(d) 为其摩擦力分解的示意图. 其中, 虚线为书写笔在平面内的投影线, 摩擦力 f' 分解为 $f'_x < 0, f'_y > 0$. 因此, 根据书写笔在书写平面的坐标系的定义, 即使同一个笔画, 在书写中握笔姿态不同, 则产生的摩擦力分量的大小和方向不同. 本文的握笔姿态定义为书写笔在书写过程中的空间姿态. 图 4 为书写“横”时, 数据点主要分布在第二象限, 为 $f_x < 0, f_y > 0$ 时的分布情况. 可以看出, 在坐标系中, 不同人书写的笔画“横”不但在摩擦力分量的幅值上有巨大差别, 而且数据点也分布在不同的象限中. 图中真实签名数据主要分布在第二象限中, 而伪造签名数据在第二和第三象限都有分布.

由以上所述, 我们采用输入时间序列的象限观察值, 基于书写力方向作为特征进行签名识别. 根据书写力在直角坐标系下的分解, 可以将书写平面内的摩擦力方向表示为四个观察值, 四个象限分别对应: 1, 2, 3 和 4. 摩擦力方向的特征量表示方法如图 5 所示. 当正压力为零时, 书写处于抬笔状态; 当正压力不为零时, 则处于落笔状态. 对于抬笔状态用零观察值进行表示. 在两个零观察值之间的书写内容, 定义为一个笔段, 是一段不为零的观察值序列, 则整个观察值序列由几个笔段组成. 在特殊书写姿态如图 3(c) 所示情况时, 书写摩擦力的方向刚好沿着坐标轴方向, 即与某个坐标轴相重合, 则同样按照图 5 的分类情况进行特征量表示, 对应于摩擦力的某个分量等于零的组合. 例如, 当 $f_x = 0, f_y > 0$ 时, 即

摩擦力方向与 Y 轴正向相重合, 则将此点的特征量表示为 1; 当 $f_x = 0, f_y < 0$ 时, 即摩擦力方向与 Y 轴负向相重合, 则将此点的特征量表示为 3.

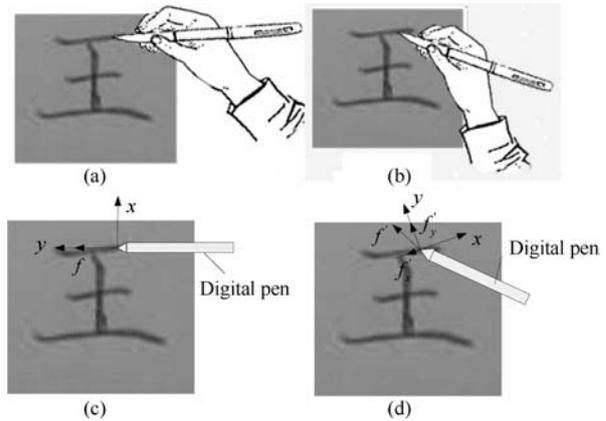


图 3 对书写平面内不同签名者不同握笔姿态产生的同一笔画进行摩擦力分解

Fig. 3 Friction decompositions under various holding gestures with the same stroke in paper plan

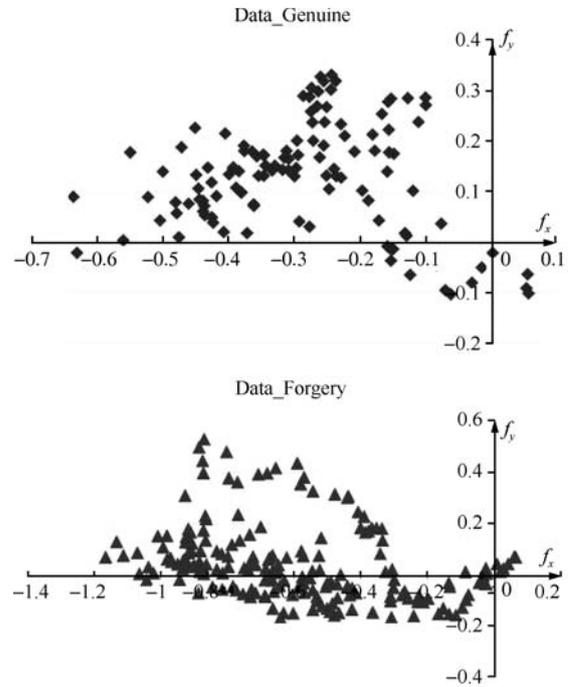


图 4 笔画“横”的数据点表示

Fig. 4 Data points of horizontal stroke

2 数据采集与处理

本文采用自主设计的签名数字笔进行数据采集, 可以获取三维的书写力信息. 图 6 为同一个人书写“王”字的三维书写力曲线. 可以看出, 对于书写信息的采集, 此书写笔具有很好的重复性.

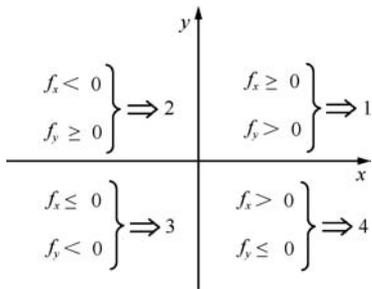


图 5 直角坐标系下摩擦力的特征量表示

Fig. 5 Feature representation of friction force in the Cartesian coordinates

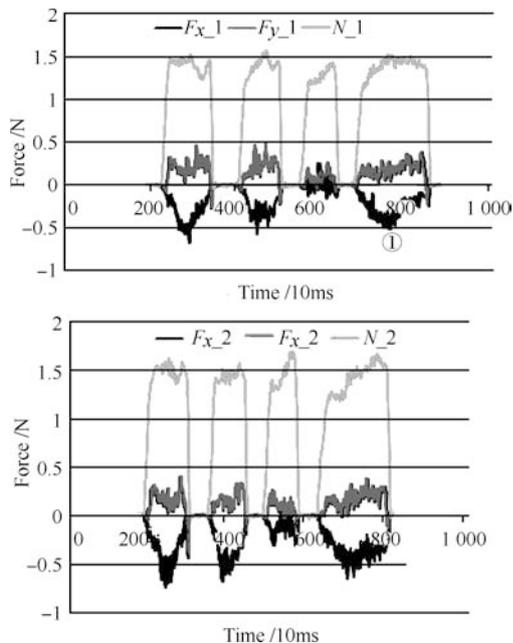


图 6 同一个人“王”字的书写力曲线

Fig. 6 Handwriting force curves of the same person when writing the character “王”

对于每个采样序列, 包括三维书写力信息, 在每一个采样点, 根据正压力划分笔段; 在每个笔段内, 根据书写的摩擦力分量进行书写平面内的特征量表示. 这样, 采样序列被表示为基于摩擦力方向的特征量时间序列, 例如 011234220310232...3120.

3 融合策略

3.1 基于 HMM 的摩擦力方向识别

基于书写摩擦力方向提取的特征, 采用离散隐马尔科夫模型 (DHMM) 进行识别. 隐马尔科夫模型 (HMM) 采用双重随机过程的统计模型来描述信号的时域特性. 在签名中, 象限的五个可见观察值对应有有限离散字符集. 隐状态则代表笔尖在纸面上的运动速度方向与握笔姿态之间的关系. 其中, 笔尖

运动速度的反方向即为摩擦力的方向. 本系统正是由于两者之间关系的变化, 导致书写力方向在笔杆坐标系内的变化. DHMM 通过统计每一个观察值在序列中出现次数的期望值来训练模型, 并计算整个观察序列在模型下的输出概率. Yang 等^[17] 采用 Baum-Welch 算法进行模型训练, 并采用前向后向算法进行概率计算. 文中通过实验指出, 从左到右的 HMM 结构由于具有较少的约束能够得到最好的系统性能, 即 HMM 模型具有更大的自由度, 容许签名的诸多内在变化, 并能够合理地塑造签名者的特性. 但是, 并不是自由度越多越好. 从左到右的 HMM 结构还能够更好地捕获签名的动态信息, 塑造了签名基于时间次序的特性.

由于签名书写过程是一个无位置反馈的开环过程, 因此, 采用从左到右的无跨越拓扑结构来建立 HMM 模型, 即状态转移只能从左到右或停留在自身状态. 对于考虑时间变化的信号, 此模型能反映时序结构. 模型的最后一个状态为虚状态, 没有输出, 以描述签名收笔的变化, 如图 7. 由此, 在本文中, 初始状态概率矩阵取为 $[1, 0, 0, \dots, 0]$, 即只有初始时刻处于 1 状态.

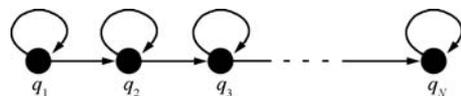


图 7 HMM 拓扑结构

Fig. 7 Topological structure of HMM

3.2 基于 DTW 的书写力大小识别

在前期工作中, 对于采集到的三维书写力信息, 经过预处理之后, 将这个时间序列作为动态时间弯曲方法 (Dynamic time warping, DTW) 的输入, 通过与模板信号进行对比, 计算距离测度, 详细方法参见文献 [11].

3.3 融合方法

使用单一生物特性进行识别的生物系统, 容易受到许多应用问题的影响, 例如, 传感器的噪声、特征的非普遍性和低识别率等. 多模式生物识别系统则可以克服其中一些问题的影响^[18]. 对于多模式多信息的识别, 前人在融合方法的实现方面进行了很多的努力, 其中, Kittler 等给出了融合方法的一般框架^[19], 但是, 如何选取有效信息进行融合仍然是一个尚未解决的问题. 本文对书写工具所采集到的书写力信息要素, 即大小和方向进行融合方法的识别. 主要有以下两个原因.

首先, 在基于摩擦力方向的识别中, DHMM 的模型参数少, 对训练数据量要求不高, 而且 DHMM 的计算量很少, 易于实时实现, 但是 DHMM 的缺点

是识别精度不高. 其次, 在本文通过对输入数据进行特征表示, 如真假签名的所有落在同一象限中的点都标记为同一个观察值, 这样会降低识别精度. 因此, 本文采用将书写力的方向与书写力的大小相融合的方法进行识别. 其中, 动态时间弯曲方法实现输入时间序列相对于参考模板的三维书写力的距离度量; 离散隐马尔科夫方法则对输入特征序列与隐马尔科夫模型进行概率计算. 由于匹配之后单位的不同, 需要将它们进行一定的转换并融合, 以设计分类器, 融合框架如图 8 所示.

在进行信度层的合并中, 有很多规则: 最大最小值规则、求积、求和规则等. Kittler 等通过实验指出, 求和规则识别效果优于其他合并规则^[19]. 本文将采用求和规则进行不同匹配结果的合并. 采用双曲正切函数法分别对距离测度和概率分数进行规范化^[18], 将两者进行求和计算, 合并为一个序列, 进行决策. 双曲正切函数具有很强的鲁棒性和较高的统计效率, 它将数据全都映射到 $[0, 1]$ 之间. 其中, μ 和 σ 分别为训练样本的均值和方差, 通过式 (1) 分别变换到均值为 a , 方差为 b 的可信度区间. 实验中, $a = 0.5, b = 0.2$.

$$f(x_i) = a \left\{ \tanh \left[b \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right] + 1 \right\} \quad (1)$$

在进行真假签名的判断时, 采用二级判别的方法. 首先, 在利用书写力的大小进行识别的过程中, 输入签名序列的长度大于模板长度的 2 倍或者小于模板长度的一半时, 则在融合后的方法中, 采用快速

剔除的方法, 判断为伪造签名. 接着, 采用线性分类器设计的阈值进行再次判别^[11].

4 签名实验

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. 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.

实验数据库由 10 个用户的签名组成, 每人书写自己的签名 10 次, 其他 9 人分别模仿真实签名 5 次, 因此, 数据库规模有 100 个真实签名和 450 个伪造签名, 共 550 个签名. 在真实签名中, 将每个人的真实签名分成两部分, 其中 5 个用于签名训练, 剩余 5 个用于测试签名. 在文献 [20–22] 中, 5 个真实签名就可以有效表示签名; 从应用上来讲, 采集真实签名进行模板训练过程中, 想要得到更多的真实签名是非常困难的. 因此, 签名识别的主流工作一般都采用 5 个真实签名构造签名模板.

4.1 DHMM 实验内容

在 HMM 中, 状态是不可观测的, 是 HMM 的重要参数, 理论上状态数越多, 对信号的刻画越细, 识别效果会更好, 但是随着状态数的增加, 状态参数也相应增加, 计算量增大, 会给模型训练带来困难. 因此, 必须在模型的复杂性和描述复杂信号准确度之间折中. 有文献认为, 状态数与序列长度的比值取 $0.5 \sim 0.8$ 比较合适^[23]. 我们的输入序列一般在

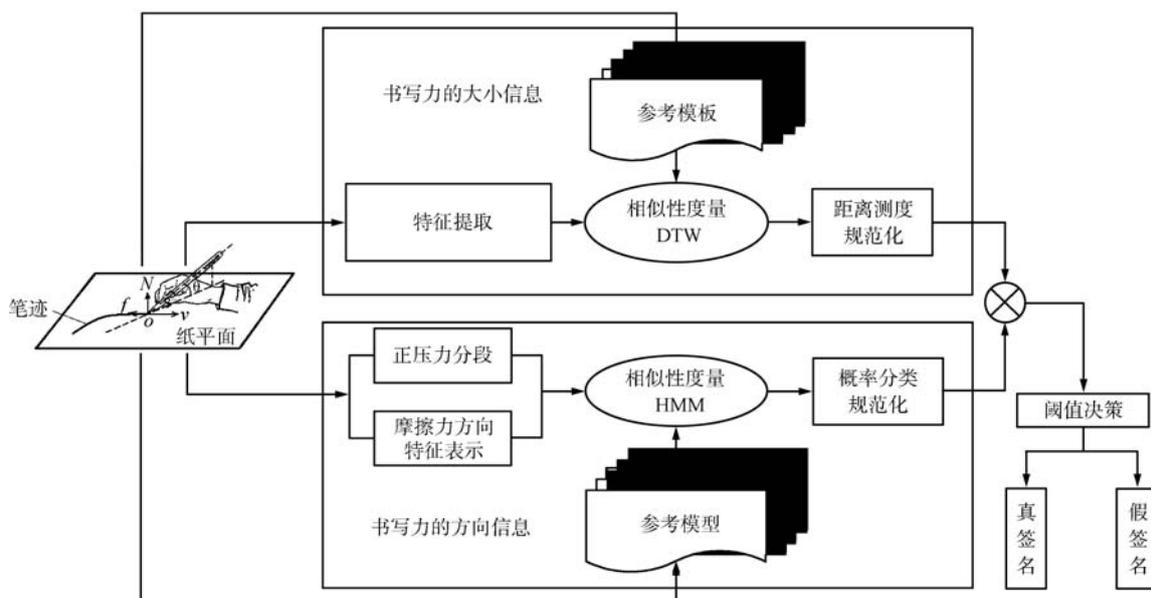


图 8 DTW 与 DHMM 融合实现

Fig. 8 Structure of DTW and DHMM fusion

300~500 个数据点, 考虑到计算量的问题, 分别采用 $N = 3, N = 10, N = 50, N = 100$ 进行实验, 其中, 比较折中的结果 $N = 50$ 的识别曲线如图 9 所示. 可以看出, 相等错误率只有 32% 左右. 此处的错误率采用相等错误率 (EER), 即误拒率 (FRR) 和误纳率 (FAR) 相等的交点处.

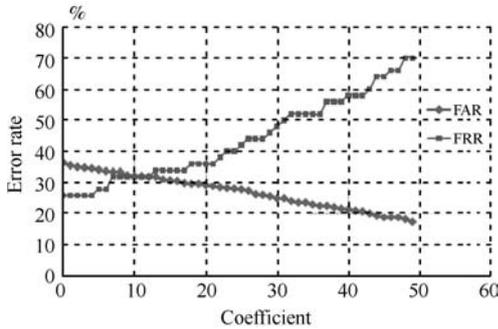


图 9 状态数 $N = 50$ 的识别曲线
Fig. 9 Discriminated curve which state is 50

4.2 DHMM 与 DTW 融合

在前期实验中, 当不对输入的三维书写力进行归一化的时候, 系统的识别曲线如图 10 所示. 可以看出, 使用动态时间弯曲算法进行识别的相等错误率在 12% 左右.

在进行书写力的大小和方向的得分融合之后, 系统的识别率如图 11 所示. 可以看出, 相等错误率降低到 5%. 为了采用合适的状态数, 进行了关于状态数选取的实验. 考虑到输入序列的长度, 选取的状态参数的数值有 10, 50, 100, 其识别结果如图 12 所示. 可以看出, 当参数从 50 到 100 时, 识别率没有较大的改变, 但是对于计算来说, 两个状态参数在模型训练中的计算量却相差很大, 因此, 选取 50 作为状态参数.

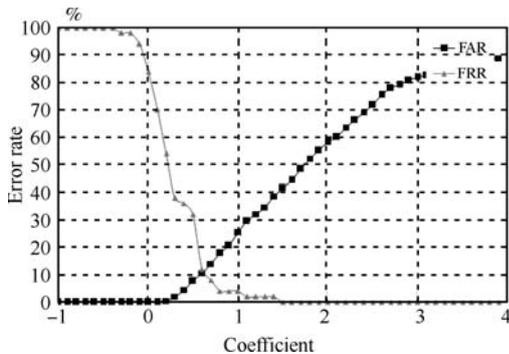


图 10 DTW 方法识别曲线
Fig. 10 DTW performance curves

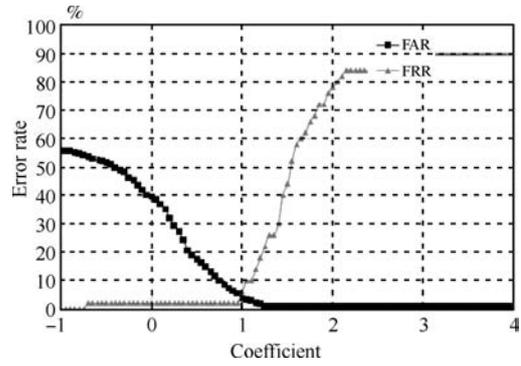


图 11 DTW 与 DHMM 融合方法识别曲线
Fig. 11 DTW and DHMM fusion performance curves

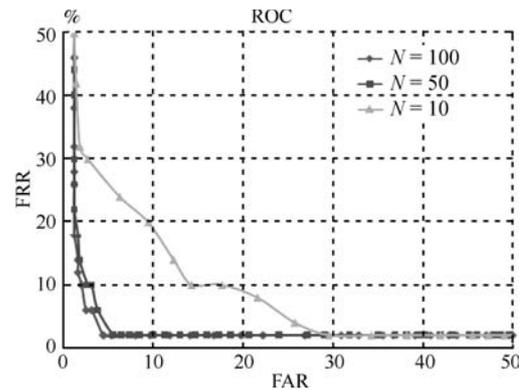


图 12 系统 ROC 曲线
Fig. 12 ROC curves

4.3 实验结果与分析

采用单独的 DTW 方法时, 没有对三维书写力数据进行归一化处理, 系统的相等错误率为 12%, 当单独采用 DHMM 方法进行处理的时候, 系统相等错误率为 32% 左右, 而采用两种方法的合并后, 系统的错误率降低到 5% 左右. 通过合并方法的 ROC 曲线可以看出, 当 HMM 的状态数由 50 增加到 100 时, 系统的错误率没有明显增加. 因此, 考虑到系统的计算复杂度, 状态参数取为 50 即可.

表 1 各种方法的相等错误率对比
Table 1 Comparison of equal error rates of individual methods

识别方法	DTW	DHMM	Fusion
相等错误率 (%)	12	32	5

通过以上结果可知, 融合之后的系统识别率得到了较大的提高, 分析原因如下.

在前期使用 DTW 进行签名识别的方法中, 使用书写力的大小, 并通过计算序列之间的距离测度进行识别. 但是, 在点与点之间求取距离的时候, 却

可能出现如图 13 所示的情况. 位于不同象限的 A , B , C , D 分别为 4 个采样点, 在基于距离的书写力大小的识别中, AD 与 BC 距离相等, 通过各点的摩擦力的方向却不同. 4 个采样点所对应的摩擦力方向观察值分别为 1, 2, 3, 4. 因此书写力的方向的识别方法可以对不同签名之间的摩擦力所在的象限进行限定, 进而通过计算各点在此象限的概率来判断签名的真假. 但是, 由于 DHMM 算法本身的局限性, 当对输入序列进行特征量表示时, 必然引入量化误差, 影响系统的识别率^[24]. 因此, 在进行距离测度之后, 采用采样点的书写力方向作为特征, 增加了一个约束条件, 可以提高系统性能. 所以使用组合算法可以提高识别率, 即采用书写力大小和方向的结合, 进行 DTW 和 DHMM 方法的融合识别, 两种方法各有优劣, 相互补充.

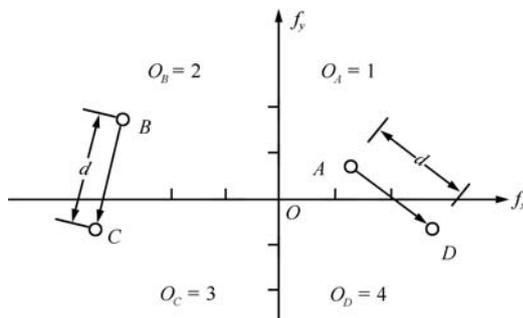


图 13 直角坐标系下距离测度示意图

Fig. 13 Distance measurement in Cartesian coordinates

5 结论

本文采用书写过程中的摩擦力的方向特征, 实现了书写力大小和方向的融合识别. 通过实验验证了本方法在签名识别系统中, 对于减小相等错误率是有效的, 从而提高了系统性能. 主要创新点有:

1) 分析了数字书写笔测量系统中动态坐标系存在的原因, 以及对采集数据的影响;

2) 采用隐状态描述笔尖在纸面上的运动速度方向与书写者握笔姿态的关系, 并进行摩擦力方向的离散观察值表示.

通过对书写笔采集的数据进行观察发现, 不同握笔姿态形成的书写平面内的摩擦力, 所在直角坐标系内的象限是不同的. 采用摩擦力的方向这一单一特征识别时, 系统相等错误率为 32%. 因此, 结合书写力的大小进行识别, 并使系统相等错误率降低到 5%. 而单独采用书写力的大小与模板信号进行距离测度的计算时, 系统的相等错误率为 12%. 可以看出, 通过采用双曲正切函数对不同单位的度量结果进行规范化之后, 基于签名书写力大小和方向进行融合的方法显著提高了系统识别率.

当采用 DTW 方法进行书写力大小的距离测定的时候, 两对不同的点, 可以产生相同的距离值, 从而影响识别效果. 当采用 HMM 方法进行书写力方向的概率计算时, 对落在同一象限内的摩擦力进行特征表示, 会使不同的书写点无法识别. 因此, 两种方法各有局限, 进行融合之后, 则互相补充.

本文对书写力中的摩擦力方向, 基于直角坐标系的象限, 进行了 4 个观察值的划分. 由于考虑到摩擦力方向从 0° 到 360° 范围内的变化, 本文将角度进行 90° 的划分, 如果分为 8 个离散方向, 则将角度进行 45° 的均分, 甚至还有更多更细的划分方法. 因此, 将象限离散为多少个数值, 离散至何种程度, 是否存在某个饱和的状态, 需要在后续工作中详细讨论, 这将作为下一部分的工作内容. 并将使用书写笔工具进行大规模数据的采集, 验证书写力的大小和方向在大规模实验下的有效性, 并对基于书写力信息的触觉特征进行进一步挖掘.

References

- 1 Fang P, Wu Z C, Meng M, Ge Y J, Yu Y. A novel tablet for on-line handwriting signal capture. In: Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation. Hangzhou, China: IEEE, 2004. 3714–3717
- 2 Crane H D, Ostrem J S. Automatic signature verification using a three-axis force-sensitive pen. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1983, **13**(3): 329–337
- 3 Diddens D, Reynaerts D, Brussel H V. Design of a ring-shaped three-axis micro force/torque sensor. *Sensors and Actuators A: Physical*, 1995, **46**(1–3): 225–232
- 4 Shimizu H, Kiyono S, Motoki T, Gao W. An electrical pen for signature verification using a two-dimensional optical angle sensor. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2004, **111**(2–3): 216–221
- 5 Kikuchi M, Akamatsu N. Development of speedy and high sensitive pen system for writing pressure and writer identification. In: Proceedings of the 6th International Conference on Document Analysis and Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2001. 1040–1044
- 6 Liu Yang, Jia Hai-Tao, Cao Li. Dynamic handwriting feature acquisition system design. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2005, **26**(8): 526–528
(刘扬, 贾海涛, 曹丽. 手写动态特征采集系统的设计. *仪器仪表学报*, 2005, **26**(8): 526–528)
- 7 Sayeed S, Kamel N S, Besar R. Virtual reality based dynamic signature verification using data glove. In: Proceedings of the International Conference on Intelligent and Advanced Systems. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2007. 1260–1264
- 8 Kamel N S, Sayeed S, Ellis G A. Glove-based approach to online signature verification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(6): 1109–1113
- 9 Wang D X, Zhang Y R, Yao C, Wu J, Jiao H M, Liu M L. Toward force-based signature verification: a pen-type sensor and preliminary validation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, **59**(4): 752–762
- 10 Fang P, Wu Z C, Shen F, Ge Y J, Fang B. Improved DTW algorithm for online signature verification based on writing forces. *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, 2005. 631–640

- 11 Jiao H M, Wang D X, Zhang Y R. Different role of friction and normal force for force-based signature verification. In: Proceedings of the 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China: IEEE, 2009. 1–5
- 12 Impedovo D, Pirlo G. Automatic signature verification: the state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2008, **38**(5): 609–635
- 13 Fierrez-Aguilar J, Krawczyk S, Ortega-Garcia J, Jain A K. Fusion of local and regional approaches for on-line signature verification. *Advances in Biometric Person Authentication and Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, 2005. 188–196
- 14 Hu L, Wang Y H. On-line signature verification based on fusion of global and local information. In: Proceedings of the International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, China: IEEE, 2007. 1192–1196
- 15 Alonso-Fernandez F, Fierrez-Aguilar J, Ortega-Garcia J. Sensor interoperability and fusion in signature verification: a case study using tablet PC. *Advances in Biometric Person Authentication and Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, 2005. 180–187
- 16 Nyssen E, Sahli H, Zhang K. A multi-stage online signature verification system. *Pattern Analysis and Applications*, 2002, **5**(3): 288–295
- 17 Yang L, Widjaja B K, Prasad R. Application of hidden Markov models for signature verification. *Pattern Recognition*, 1995, **28**(2): 161–170
- 18 Jain A, Nandakumar K, Ross A. Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(12): 2270–2285
- 19 Kittler J, Hatef M, Duin R P W, Matas J. On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(3): 226–239
- 20 Fierrez J, Ortega-Garcia J, Ramos D, Gonzalez-Rodriguez J. HMM-based on-line signature verification: feature extraction and signature modeling. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(16): 2325–2334
- 21 Yeung D Y, Chang H, Xiong Y, George S, Kashi R, Matsumoto T, Rigoll G. SVC2004: first international signature verification competition. *Biometric Authentication and Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, 2004. 1–30
- 22 Bao L V, Garcia-Salicetti S, Dorizzi B. On using the Viterbi path along with HMM likelihood information for on-line signature verification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, **37**(5): 1237–1247
- 23 Meng Ming. Online Signature Verification Based on Force Information [Ph. D. dissertation], University of Science and Technology of China, China, 2006
(孟明. 基于力信息的在线签名认证研究 [博士学位论文], 中国科学技术大学, 中国, 2006)
- 24 Zhao Li. *Speech Signal Processing*. Beijing: China Machine Press, 2005
(赵力. 语音信号处理. 北京: 机械工业出版社, 2005)



焦慧敏 北京航空航天大学机械工程及自动化学院博士研究生. 主要研究方向为触觉人机交互和触觉模式识别.

E-mail: heyu809@163.com

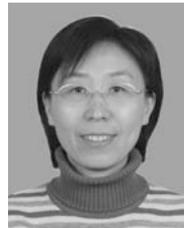
(**JIAO Hui-Min** Ph. D. candidate at the School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University. Her research interest covers haptic human-machine interface and haptic pattern recognition.)



王党校 北京航空航天大学机械工程及自动化学院副教授. 主要研究方向为基于触觉的生物识别技术, 触觉渲染技术和医疗机器人系统. 本文通信作者.

E-mail: hapticwang@buaa.edu.cn

(**WANG Dang-Xiao** Associate professor at the School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University. His research interest covers haptic-based biometrics, haptic rendering, and medical robotic system. Corresponding author of this paper.)



张玉茹 北京航空航天大学机械工程及自动化学院教授. 主要研究方向为触觉人机交互, 医疗机器人系统, 机器人灵巧手操作和虚拟产品设计.

E-mail: yuru@buaa.edu.cn

(**ZHANG Yu-Ru** Professor at the School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University. Her research interest covers haptic human-machine interface, medical robotic system, robotic dexterous manipulation, and virtual prototyping.)



方磊 北京航空航天大学机械工程及自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为触觉人机交互和触觉模式识别.

E-mail: fangl1005@163.com

(**FANG Lei** Master student at the School of Mechanical Engineering and Automation Beihang University. His research interest covers haptic human-machine interface and haptic pattern recognition.)