



文章编号:1001-9081(2018)04-1046-05

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017092186

基于曲线分段相似匹配的在线签名认证

刘 莉^{1,2}, 詹恩奇^{1,2}, 郑建彬^{1,2}, 汪 阳^{1,2*}

(1. 武汉理工大学 信息工程学院, 武汉 430070; 2. 光纤传感技术与信息处理教育部重点实验室(武汉理工大学), 武汉 430070)

(*通信作者电子邮箱 powerflow@whut.edu.cn)

摘要:针对在线签名认证过程中出现的误匹配问题和曲线的缩放、旋转、位移以及采样不均匀导致的匹配距离过大的问题,提出一种基于曲线分段相似匹配的方法。在进行在线签名认证时,首先对两签名曲线进行分段粗匹配,主要应用了一种基于窗口累计差异矩阵的动态规划算法得到匹配关系。然后,对匹配对计算相似距离和加权累加和,主要方法是对曲线段进行拟合,在一定范围内进行相似变换,对其重采样并计算匹配对的欧氏距离。最后,取测试签名和所有模板签名的相似距离的平均值作为认证距离,将其与训练的阈值进行比较,从而判定真伪。在公开数据库 SUSIG 的 Visual 数据集和 Blind 数据集对该方法进行了测试,使用个性化阈值时分别可以得到 3.56% 和 2.44% 的等误差率。所提方法在 Blind 数据集上的等误差比传统的动态时间规划(DTW)方法降低了约 14.4%。实验结果表明,对熟练伪造签名和随机伪造签名的认证效果具有一定的优势。

关键词: 累计窗口差异; 分段匹配; 动态规划; 相似变换; 曲线相似

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:**A

Online signature verification based on curve segment similarity matching

LIU Li^{1,2}, ZHAN Enqi^{1,2}, ZHENG Jianbin^{1,2}, WANG Yang^{1,2*}

(1. College of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan Hubei 430070, China;

2. Key Laboratory of Fiber Optic Sensing Technology and Information Processing of Ministry of Education
(Wuhan University of Technology), Wuhan Hubei 430070, China)

Abstract: Aiming at the problems of mismatching and too large matching distance because of curves scaling, shifting, rotation and non-uniform sampling in the process of online signature verification, a curve segment similarity matching method was proposed. In the progress of online signature verification, two curves were partitioned into segments and matched coarsely at first. A dynamic programming algorithm based on cumulative difference matrix of windows was introduced to get the matching relationship. Then, the similarity distance for each matching pair and weighted sum of all the matching pairs were calculated, and the calculating method is to fit each curve of matching pairs, carry out the similarity transformation within a certain range, and resample the curves to get the Euclidean distance. Finally, the average of the similarity distance between test signature and all template signatures was used as the authentication distance, which was compared with the training threshold to judge the authenticity. The method was validated on the open databases SUSIG Visual and SUSIG Blind respectively with 3.56% and 2.44% Equal Error Rate (EER) when using personalized threshold, and the EER was reduced by about 14.4% on Blind data set compared with the traditional Dynamic Time Wrapping (DTW) method. The experimental results show that the proposed method has certain advantages in skilled forgery signature and random forgery signature verification.

Key words: cumulative difference of windows; segment matching; dynamic programming; similarity transformation; curve similarity

0 引言

手写签名是生物特征的一种,它是一种复杂的物理行为。在社会活动中,手写签名的认证在金融交易、银行提款、合同签署、国家安全以及法律执行等方面广泛使用。手写签名的动态信息处理和分析不同人的签名信息之间的差异性仍然是现在研究的热门问题。

传统的手写签名认证方法主要包括特征提取、匹配和认

证三个部分。手写签名的特征提取可以分为函数特征提取和参数特征提取。其中函数特征包括位置、速度、加速度、压力、移动方向以及笔的倾斜角度等信息,参数特征包括总的签名时间特征、下笔时间比特征、提笔次数特征、方向统计特征、曲率特征等。

匹配和认证的技术包括动态时间规划(Dynamic Time Wrapping, DTW)^[1-4]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[5]、隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)^[6-7]

收稿日期:2017-09-08;修回日期:2017-10-25。

作者简介:刘莉(1994—),女,湖北荆门人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理;詹恩奇(1972—),男,河南新野人,副教授,博士,主要研究方向:信号处理、模式识别;郑建彬(1966—),男,湖北黄冈人,教授,博士,主要研究方向:模式识别、嵌入式系统;汪阳(1977—),男,湖北武汉人,副教授,博士,主要研究方向:机器人控制、嵌入式系统。



和神经网络^[8]等。此外离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)^[9]和离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)^[10]的特征匹配也应用到了认证中。还有一些融合的方法,比如文献[11]中使用了SVM和最长公共子序列(Longest Common SubSequence, LCSS)相结合的方法。如图1所示,在传统的曲线比较方法中,主要是对签名离散的点集进行DTW,当遇到曲线的旋转、缩放或者采样不均匀的问题时,此方法得到的曲线相似距离不符合实际情况。由于同一个人的签名曲线的走势总是相似的,本文基于这一点,提出了一种曲线相似度的度量方法。它将离散的点集以曲线的形式描述,然后对其相似变换和曲线采样,并计算其相似距离。通过这种方式可以得到较准确的匹配距离。

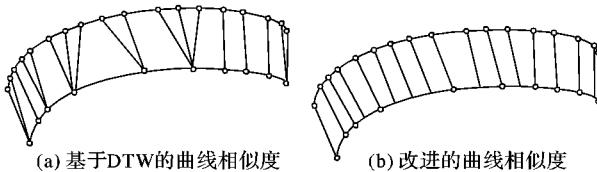


图1 曲线相似度比较方法对比

Fig. 1 Comparison of curve similarity comparison methods

此外,本文改进了一种计算窗口累计差异的动态规划匹配算法,在本文算法中加入了合并规则,并在匹配的优化过程中加入跳跃规则。这种方法不仅可以达到匹配的全局最优,删除多余的段,还能够避免文献[12]中出现的阈值选取困难的问题。从实验结果可以看出,本文算法可以达到较好的匹配效果。

1 基于曲线拟合的曲线相似度判定

为了解决相似曲线由于平移、缩放以及旋转所产生的匹配距离过大问题,本文方法在对曲线进行比较之前,需要对其进行相似变换以减少误差。实际应用中,签名曲线存在很多突变的拐点,所以要先对其进行分段,然后再进行曲线相似度的比较。实验选取高阶贝塞尔曲线^[13]对离散点集进行了拟合,利用贝塞尔曲线的性质对曲线进行相似变换。本文首先给出了曲线相似度度量的一种方法。

1.1 曲线的相似变换理论研究

在几何数学中,对多边形的相似有明确的定义,曲线相似和多边形相似不同,没有明确的定义,目前广泛认为一条曲线经过平移、旋转、位似变换得到的曲线与原曲线成相似关系,比如所有的圆、所有的抛物线、离心率相等的椭圆以及离心率相等的双曲线构成的曲线满足曲线相似的关系。本文给出了一种曲线相似的定义,它在本文的曲线相似度比较实验中,起到了关键的作用。

定义1 曲线 S 通过一一映射关系 $T:S \rightarrow S'$,得到曲线 S' ,对于任意的坐标点 $P(x_0, y_0) \in S$,存在 $T(P) = P'(x_1, y_1) \in S'$,同时满足以下条件:1) 导数几乎处处满足

$$\lim_{\Delta x_0 \rightarrow 0} \frac{\Delta y_0}{\Delta x_0} = \lim_{\Delta x_1 \rightarrow 0} \frac{\Delta y_1}{\Delta x_1}; 2) \text{类曲率}^{[14]} \text{几乎处处满足 } Q_S(P_0) = Q_{S'}(P'_0); 3) \text{曲率几乎处处满足 } K_S(P_0) = \beta \cdot K_{S'}(P'_0), \beta \in \mathbb{Q},$$

则曲线 S 和曲线 S' 成类曲率不变型相似,映射关系 T 称为 $S \rightarrow S'$ 的类曲率不变型相似变换。

1.2 基于曲线拟合的曲线相似度判定

在实际的工程应用中,使用曲线的模糊相似度^[15]。计算

两曲线的相似距离的原则是保证在相同的条件下比较,不受平移、旋转、缩放等因素的影响,因此给出以下定义。

定义2 对两二维离散曲线 $S_1 = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 和 $S_2 = \{(x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), \dots, (x'_m, y'_m)\}$ 分别进行高阶贝塞尔曲线的拟合,然后对曲线 S_1 进行类曲率不变型相似变换 $T_{\alpha, \theta, \beta}$ 得到新的曲线,对其进行重采样,并计算它和曲线 S_2 的相似距离。相似距离计算方法如式(1)所示:

$$d_{\text{sim}} = d_{\text{mean}} = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} \sqrt{|T_{\alpha, \theta, \beta}(x_i) - x'_i|^2 + |T_{\alpha, \theta, \beta}(y_i) - y'_i|^2} \quad (1)$$

其中: α, θ, β 分别为平移、旋转、缩放因子; N_0 表示重采样的点数,可采用对点数较少的曲线进行参数插值后再计算匹配距离。给定阈值 μ_{thresh} ,若 $d_{\text{mean}} < \mu_{\text{thresh}}$ 则判定两曲线相似,否则为不相似。曲线相似度的比较不仅对原签名图像适用,同样也用于 x 轨迹和 y 轨迹的曲线相似度比较,可以依据实际情况,选取更加稳定的曲线信息进行分析,这样更有利干认证。

2 签名曲线分段相似匹配算法

2.1 算法流程

基于签名曲线分段拟合相似匹配算法,主要包括曲线分段、粗匹配、段内曲线相似度计算三个部分。具体过程如下:

步骤1 曲线分段。根据视觉关键点对签名曲线进行分段^[16]。首先选取点数密集区域作为候选区域,然后对区域内的所有点计算顶点域,并计算其对应的曲率,最后取曲率的局部极大值作为分段点,同时删除孤立的采样点。

步骤2 粗匹配。粗匹配的目的是找到匹配段对应关系,过程中会出现一段对多段和多段对多段的情况,本文引入一种合并和跳跃规则。为了确保粗匹配的全局最优,本文改进了一种计算累计差异矩阵的动态规划算法,算法内容见2.2节和2.3节。

步骤3 曲线相似度计算。计算曲线的相似度是对粗匹配距离优化的过程,它的目的是为了减小曲线相似度比较过程中由于曲线的旋转、缩放、位移以及采样不均匀等造成的误差。在一定的范围内,对曲线相似距离进行优化,对签名认证是有利的。

2.2 分段粗匹配

首先根据视觉关键点对签名曲线进行分段,图2展示了分段后的效果。

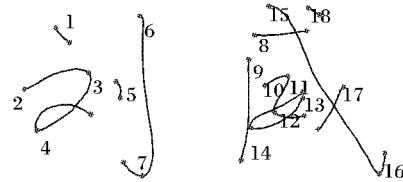


图2 分段效果

Fig. 2 Effect of segmentation

粗匹配的主要思想是通过动态规划的思想寻找最优匹配路径。在这个过程中,累计差异矩阵 D 的构建非常关键。由于签名曲线的分段情况有所差异,模板签名和测试签名曲线可能会出现多段对一段、一段对多段或者多段对多段的情况,所以在进行匹配策略的选择的原则是尽可能考虑到所有的情况。通过对数据库中分段签名曲线比对发现,计算当前的累计



差异值 $D_{i,j}$ 时存在8种段与段的匹配规则,可通过计算和比较这8种匹配规则下各自的累计差异值,再选取最小差异值保留下并作为当前段的匹配结果,如式(2)所示:

$$\begin{aligned} D_{i,j} = \min & (D_{i-1,j-1} + d_{i,j}, D_{i-2,j-1} + d_{mer(i-1,i),j}, \\ & D_{i-1,j-2} + d_{i,mer(j-1,i)}, D_{i-3,j-1} + d_{mer(i-2,i),j}, \\ & D_{i-1,j-3} + d_{i,mer(j-2,i)}, D_{i-2,j-2} + d_{mer(i-1,i),mer(j-1,j)}, \\ & D_{i-3,j-2} + d_{mer(i-2,i),mer(j-1,j)}, \\ & D_{i-2,j-3} + d_{mer(i-1,i),mer(j-2,j)}); \\ & |i-j| < w, i < M, j < N \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $D_{i,j}$ 表示到当前段的累计差异值; w 是搜索窗口,它对匹配的范围进行了限制,可根据实际需要选取; M 和 N 表示分别表示两签名的分段数; $d_{i,j}$ 表示模板签名第*i*段和测试签名第*j*段的差异距离; $d_{mer(i-1,i),j}$ 表示第*i-1*段到第*i*段合并段与第*j*段的差异距离。

这些匹配规则主要是通过加入不同的合并规则来实现的。

为了实现段间匹配的效率和准确度,首先选取描述笔段走势信息的几个采样点来参与匹配,从而确定笔段的对应关系,如式(3)所示:

$$d_{i,j} = \sum_{k=0}^{1/m} dis_{i,j}^k - \frac{1}{(1/m+1)} \sum_{k=0}^{1/m} dis_{i,j}^k \quad (3)$$

$$dis_{i,j}^k = \sqrt{(x_i^{km} - x_j^{km})^2 + (y_i^{km} - y_j^{km})^2}; k = 0, 1, \dots, 1/m \quad (4)$$

其中: $d_{i,j}$ 表示模板签名的第*i*段和测试签名第*j*段的段间距离; $dis_{i,j}^k$ 表示两段在将时间归一化后,位于 km 时刻的采样点的位置距离,当*k*取不同的值时, km 时刻的采样点即构成了该曲线段的轨迹信息。曲线段不能直接用直线代替,特别是合并的曲线段,所以描述曲线的轨迹时 $1/m$ 应该为大于1的整数。在实验中本文对每个曲线段用4个采样点表示,所以 $1/m$ 为3。

图3以2:1的合并规则和1:2的合并规则为例进行说明。图3(a)中,计算当前累计差异值 $D_{i,j}$ 时,通过计算比较发现将模板签名的第*i-1*段和第*i*段合并后与测试签名的第*j*段匹配时的 $D_{i,j}$ 可达到最小,则保留这个最小值并记下段的对应关系。同理,可以得到如图3(b)所示的匹配结果。

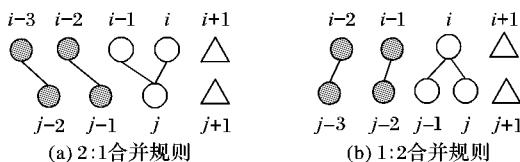


图3 段合并示意图

Fig. 3 Illustration of segment merging diagram

2.3 粗匹配优化

同一个人的签名仍存在一些多余曲线段,这些笔段参与到了粗匹配的过程中,为了去除这些多余曲线段,需要制定优化策略对已有的匹配段进行优化。针对前面8种匹配规则,本文主要制定了以下策略用于剔除多余段,如式(5)所示:

$$\begin{aligned} d_{mer(i-k_1,i),mer(j-k_2,j)} = \min & (d_{mer(i-k_1,i),mer(j-k_2,j)}, \\ & d_{mer(i-k_1,i)skip(i-0),mer(j-k_2,j)}, d_{mer(i-k_1,i)skip(i-1),mer(j-k_2,j)}, \dots, \\ & d_{mer(i-k_1,i)skip(i-k_1),mer(j-k_2,j)}, d_{mer(i-k_1,i),mer(j-k_2,j)skip(j-0)}, \\ & d_{mer(i-k_1,i),mer(j-k_2,j)skip(j-1)}, \dots, d_{mer(i-k_1,i),mer(j-k_2,j)skip(j-k_2)}); \\ & 0 \leq k_1 < 3, 0 \leq k_2 < 3 \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $d_{mer(i-k_1,i)skip(i-x),mer(j-k_2,j)}$ 表示将模板签名曲线段*i-x*剔除后剩余曲线段的匹配差异距离; $skip(i-x)$ 表示曲线段*i-x*作为多余的曲线笔画段进行剔除。同理, $d_{mer(i-k_1,i),mer(j-k_2,j)skip(j-y)}$ 表示将测试签名曲线段*j-y*剔除后剩余曲线段的匹配差异距离。这些优化策略是通过加入不同的跳跃规则实现的。

图4对优化中的跳跃规则的进行了说明。通过粗匹配得到累计差异矩阵 D 之后,寻找匹配路径,得到匹配对合并段 $mer(i-1,i)$ 和曲线段*j*,通过比较发现 $d_{i,j} < d_{mer(i-1,i),j}$,则*i-1*段视为多余段被剔除,并更新差异距离。

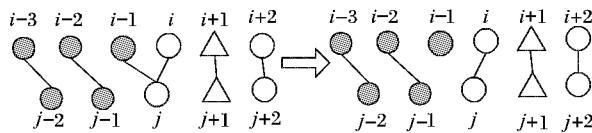


Fig. 4 Schematic diagram of segment jumping

粗匹配的过程总结如下:

1) 从起始段开始,在搜索窗口内使用2.2节的方法计算累计差异值 $D_{i,j}$,构造累计差异矩阵。

2) 从累计差异矩阵元素 $D_{M,N}$ 开始回溯,记录匹配路径和匹配对的差异距离。

3) 对得到匹配对进行遍历,如果为一对一的匹配对关系则保留,如果是多对一、一对多或者多对多的关系,则执行粗匹配的优化方法,保留差异距离最小的匹配关系,并更新差异距离。

图5分别展示了二维图像的匹配结果示例和x轨迹曲线的匹配结果示例。从图5可以看出,该方法可以实现多对多的匹配,可以将多余的段去掉,能够得到较准确的匹配结果。

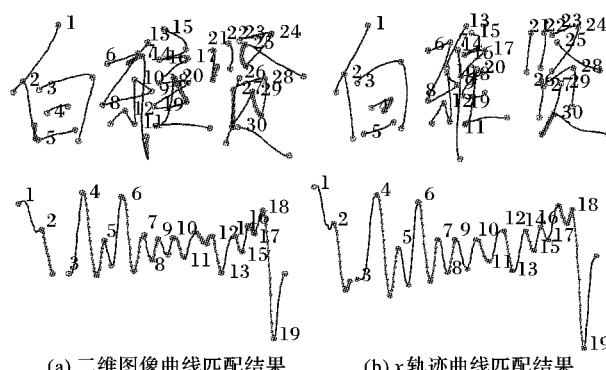


Fig. 5 Effect of rough matching

2.4 曲线相似度计算

在2.2节和2.3节中已经得到的曲线段间的对应关系,为了更加精确地计算这些对应曲线段的相似度,在一定范围内对曲线段进行相似变换,使得计算曲线相似度时可以不受缩放、旋转、平移等的影响,然后将变换后的曲线进行重采样并计算其相似度。主要步骤如下:

步骤1 假设模板曲线的初始化采样点数为 δ ,先对两条曲线进行拟合,可以使用最小二乘法,如式(6)所示:

$$d_{fit} = \min(\|\mathbf{T}\mathbf{C} - \mathbf{P}\|) \quad (6)$$

其中: \mathbf{T} 表示通过时间的归一化后采样点的时间信息所构成的矩阵; \mathbf{C} 表示拟合曲线的控制点坐标构成的矩阵,可参考文献[13]; \mathbf{P} 表示采样点的坐标矩阵。拟合后的模板曲线为



$C_{\text{template}}(a_1, a_2, a_3, a_4)$, 测试曲线为 $C_{\text{test}}(b_1, b_2, b_3, b_4)$, a_i 和 b_i 表示拟合曲线的控制点坐标矢量。

步骤2 计算两曲线的旋转系数 $\theta = \text{angle}(b_4 - b_1, a_4 - a_1)$, 以及缩放系数 $\beta = \|b_4 - b_1\| / \|a_4 - a_1\|$, 如果满足约束条件 $\theta \in [\theta_{T1}, \theta_{T2}]$, 且 $\beta \in [\beta_{T1}, \beta_{T2}]$, 则执行步骤3; 如果不满足约束条件, 则将测试曲线 $C_{\text{test}}(b_1, b_2, b_3, b_4)$ 进行重采样, 计算相似距离并返回。约束条件由实验的数据决定, 取决于真实签名曲线的稳定性以及签名是否存在旋转、缩放等因素。

步骤3 对测试签名进行相似变换, 相似变换的公式如式(7)所示:

$$\begin{aligned} C''_{\text{test}}(c_1, c_2, c_3, c_4) &= \beta * \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} * \\ C'_{\text{test}}((0,0), b_2 - b_1, b_3 - b_1, b_4 - b_1) \end{aligned} \quad (7)$$

其中:

$$\beta = \|b_4 - b_1\| / \|a_4 - a_1\|$$

$$\theta = \text{angle}(b_4 - b_1, a_4 - a_1)$$

在实验过程中, 可以通过对控制点构成的多边形进行相似变换来实现曲线的相似变换, 如图6所示。在得到相似变换的测试曲线 $C''_{\text{test}}(c_1, c_2, c_3, c_4)$ 后, 对测试签名曲线段进行重采样, 计算两对应的曲线段的相似距离并返回, 计算公式如式(1)所示。实验中可以使用方差来计算曲线的相似距离, 这样可以忽略平移因素的影响。

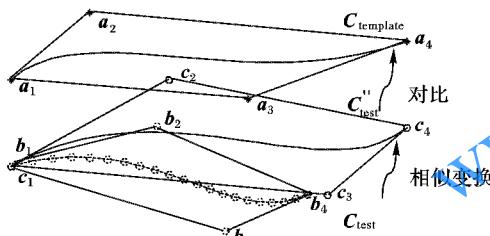


图6 曲线相似度比较过程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of curve similarity comparison

在已经得到的匹配路径上, 依据上述的方法, 计算所有的曲线段间相似度, 然后通过累计求和的方法计算模板签名和测试签名的相似距离 d_{sum} , 如式(8)所示:

$$d_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^{N_s} \frac{l1_i + l2_i}{l1_{\text{总}} + l2_{\text{总}}} \varepsilon d_i; \varepsilon = 1 + \frac{|l1_i - l2_i|}{l1_i} \quad (8)$$

其中: $l1_i$ 和 $l2_i$ 表示分别表示模板签名和测试签名在第 i 个匹配段的采样点数; $l1_{\text{总}}$ 和 $l2_{\text{总}}$ 分别表示模板签名和测试签名总的采样点数; N_s 表示匹配对的总数。

3 实验与分析

实验主要运用本地数据库和公开数据库 SUSIG Visual 和 SUSIG Blind 数据集^[17]进行评估。本地数据库为中文签名, 总共有 20 位签名者, 每位签名者有 20 个真实样本和 10 个伪造样本, 训练时, 选随机选取真实样本中的 5 个真实样本进行训练, 剩余的样本作为测试样本。SUSIG 数据集是外文签名, Visual 总共有 94 位签名者, Blind 共有 90 位签名者, 每位签名者共有 10 个真实样本和 10 个熟练伪造样本, 训练时, 随机选取真实样本中的 3 个真实样本进行训练, 剩余的样本作为测试样本。根据训练结果和测试结果对每个人选取个性化的阈值, 通过误拒率 (False Rejection Rate, FRR) 和误纳率 (False

Acceptance Rate, FAR) 进行结果统计, 并分析等误率 (Equal Error Rate, EER)。

以 SUSIG 数据库为例, 认证结果分析过程如下:

步骤1 随机选取 3 个真实样本作为模板, 两两之间计算相似距离, 然后得到 3 个距离, 并记录计算结果。阈值选取的规则如式(9)所示, δ 的取值可根据实验的结果进行调整。

$$\mu_{\text{thresh}} = \text{mean}(d_{1-3}) + \delta \sqrt{\text{var}(d_{1-3})} \quad (9)$$

步骤2 将测试样本签名和模板样本签名进行匹配, 得到相似距离后, 去掉匹配距离过大的值, 然后取剩余剩下的距离的平均值作为最终的认证距离; 最后将最终的认证距离与阈值比较。若认证距离大于阈值则为伪造签名, 小于阈值则为真实签名。

步骤3 调整 δ 值, 计算数据集整体的 FAR、FRR 和 EER。对每个签名者单独分析, 得到每个签名者的个性化阈值, 计算每个签名用户的 EER。

图7展示了各数据库在不同阈值分析方法下的签名认证结果。

从图7(a)、(b)可看出: 在本地数据库中, δ 取值为 2.61 时, 整体阈值方法的 EER 为 3.78%; 使用个性化阈值时, 平均 EER 为 2.63%, 认证效果较好。

从图7(c)、(d)可看出: 在 SUSIG Visual 数据集中, δ 取值为 1.58 时, 整体阈值方法的 EER 达到 6.80%; 使用个性化阈值时, 有 8 个签名组的等误率在 20% 以上, 错误主要集中在对高度伪造签名的认证中。

从图7(e)、(f)可看出: 在 SUSIG Blind 数据集中, δ 取值为 1.42 时, 整体阈值方法的 EER 为 6.25%; 使用个性化阈值时, 平均 EER 达到了 2.44%, 只有 4 个签名组的等误率在 20% 以上, 认证效果较好。

表1列出了本文方法与对比方法在数据集 SUSIG 上的实验结果对比。从实验结果可以看出, 在 Blind 数据集上, 本文算法具有一定的优势, 相对于传统的 DTW 方法, EER 降低了约 14.4%。文献[15]方法利用遗传算法找到相似度最高的曲线, 要求两曲线的采样点数相同的方式具有局限性, 而且过程中未考虑抬笔的情况。文献[17]方法利用 DTW 找到匹配的最小距离, 匹配中没有考虑出现多余段的情况, 而且对于采样点较多的情况, DTW 算法时间复杂度较高。在 Visual 数据集中, 对于高度熟练伪造签名的认证, 多维动态特征提取和信息融合的方法具有更高的优势。

表1 在 SUSIG 数据集和已有的方法对比

Tab. 1 Compared with the existing methods on SUSIG

数据集	对比方法		EER/%
	来源	类别	
Visual	DTW		3.30
	文献[18]	FFT	6.20
		FFT + DTW	3.06
	文献[19]	cosine + speed	3.06
		sine + speed	3.48
		sine + speed + pressure	3.75
Blind	本文	曲线分段相似匹配	3.56
	文献[17]	DTW	2.85
	文献[15]	曲线相似	2.89
	本文	曲线分段相似匹配	2.44

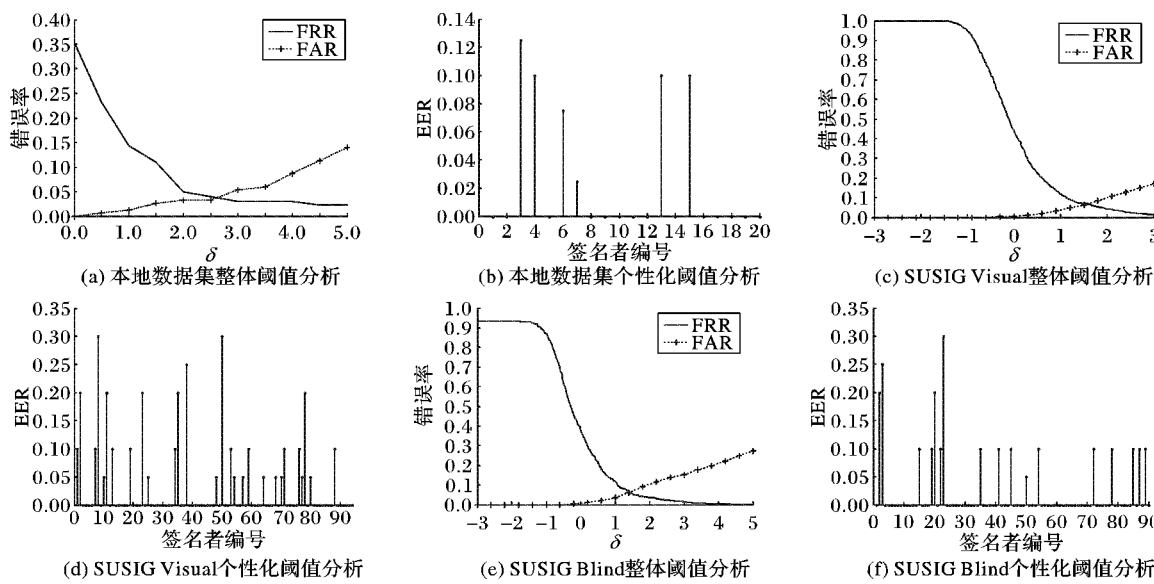


图 7 阈值分析

Fig. 7 Threshold analysis

4 结语

本文研究了曲线相似变换的性质,将离散的点以曲线的形式表示出来,并对曲线进行相似变换和重采样。通过这种方式来减少因为曲线平移、旋转、缩放以及采样点不均匀而导致的匹配距离过大的问题。在实际应用中,本文对签名曲线进行了研究,对签名进行分段,然后用高阶贝塞尔曲线进行拟合,并在一定范围内对拟合后的贝塞尔曲线的进行相似变换和重采样,最后进行曲线差异性的度量用于认证。同时本文还研究了曲线分段匹配的算法,对传统的基于动态规划的算法作了改进,使其能够能够剔除多余段和合并有效段,达到了比较好的匹配效果。在 SUSIG Visual 和 SUSIG Blind 数据集上对本文方法进行测试,达到了等误率为 3.56% 和 2.44% 的认证效果。在匹配的过程中,出现了一些签名者的签名不够稳定的情况,在后续的研究中考虑使用动态匹配的方法来减少不稳定因素,同时通过提取更多的动态信息进行信息融合的方式来共同完成认证,从而降低认证的错误率。

参考文献(References)

- [1] MARTENS R, CLAESEN L. Dynamic programming optimisation for on-line signature verification[C]// Proceedings of the Fourth International Conference on Document Analysis and Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1997: 653 – 656.
- [2] FANG P, WU Z C, SHEN F, et al. Improved DTW algorithm for online signature verification based on writing forces[C]// ICIC 2005: Proceedings of the 2005 International Conference on Intelligent Computing. Berlin: Springer, 2005: 631 – 640.
- [3] QIAO Y, WANG X, XU C. Learning Mahalanobis distance for DTW based online signature verification[C]// Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Information and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 333 – 338.
- [4] SAE-BAE N, MEMON N. Online signature verification on mobile devices[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(6): 933 – 947.
- [5] GRUBER C, GRUBER T, SICK B. Online signature verification with new time series kernels for support vector machines[C]// Proceedings of the 2006 International Conference on Biometrics. Berlin: Springer, 2006: 500 – 508.
- [6] YANG L, WIDJAJA B K, PRASAD R. Application of hidden Markov models for signature verification[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(2): 161 – 170.
- [7] VAN B L, GARCIA-SALICETTI S, DORIZZI B. On using the Viterbi path along with HMM likelihood information for online signature verification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2007, 37(5): 1237 – 1247.
- [8] FALLAH A, JAMAATI M, SOLEAMANI A. A new online signature verification system based on combining Mellin transform, MFCC and neural network[J]. Digital Signal Processing, 2011, 21(2): 404 – 416.
- [9] EMERICH S, LUPU E, RUSU C. On-line signature recognition approach based on wavelets and support vector machines[C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Automation Quality and Testing Robotics. Piscataway, NJ: IEEE, 2010, 3: 1 – 4.
- [10] LIU Y, YANG Z, YANG L. Online signature verification based on DCT and sparse representation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(11): 2498 – 2511.
- [11] GRUBER C, GRUBER T, KRININGER S, et al. Online signature verification with support vector machines based on LCSS kernel functions[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2010, 40(4): 1088 – 1100.
- [12] 邹杰, 孙宝林, 于俊. 基于笔画特征的在线笔迹匹配算法[J]. 自动化学报, 2016, 42(11): 1744 – 1757. (ZOU J, SUN B L, YU J. Online handwriting matching algorithm based on stroke feature[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(11): 1744 – 1757.)
- [13] PRAUTZSCH H, BOEHM W, PALUSZNY M. Bézier and B-spline Techniques[M]. Berlin: Springer, 2013: 9 – 56.
- [14] 于昊, 赵乃良, 陈小雕. 类曲率在曲线相似度判定中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(5): 707 – 714. (YU H, ZHAO N L, CHEN X D. Quasi-curvature and its application in similarity measurement of curves[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(5): 707 – 714.)

(下转第 1133 页)



- [C]// MICCAI 2015: Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, LNCS 9350. Berlin: Springer, 2015: 222–229.
- [3] BHATTACHARYA M, ARPITA D. Multimodality medical image registration and fusion techniques using mutual information and genetic algorithm-based approaches[J]. Software Tools and Algorithms for Biological Systems, 2011, 696(3): 441–449.
- [4] 王观英, 许新征, 丁世飞. 基于3D-PCNN和互信息的3D-3D医学图像配准方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(增刊1): 215–219. (WANG G Y, XU X Z, DING S F. 3D-3D medical image registration method based on 3D-PCNN and mutual information [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(S1): 215–219.)
- [5] MYRONENKO A, SONG X. Intensity-based image registration by minimization of residual complexity[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(11): 1882–1891.
- [6] 卢振泰, 张娟, 冯前进, 等. 基于局部方差与残差复杂性的医学图像配准[J]. 计算机学报, 2015, 38(12): 2400–2411. (LU Z T, ZHANG J, FENG Q J, et al. Medical image registration based on local variance and residual complexity [J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(12): 2400–2411.)
- [7] GHAFFARI A, FATEMIZADEH E. Sparse-induced similarity measure: mono-modal image registration via sparse-induced similarity measure[J]. IET Image Processing, 2014, 8(12): 728–741.
- [8] GHAFFARI A, FATEMIZADEH E. RISM: single-modal image registration via rank-induced similarity measure[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5567–5580.
- [9] CHENG X, ZHANG L, ZHENG Y. Deep similarity learning for multimodal medical images[J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization, 2016, 6(4): 1–5.
- [10] SIMONOVSKY M, GUTIERREZ-BECKER B, MATEUS D, et al. A deep metric for multimodal registration [C]// MICCAI 2016: Proceedings of the 19th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, LNCS 9902. Berlin: Springer, 2016: 10–18.
- [11] LITJENS G, KOOI T, BEJNORDI B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. Medical Image Analysis, 2017, 42(9): 60–88.
- [12] JOG A, ROY S, CARASS A, et al. Magnetic resonance image synthesis through patch regression [C]// Proceedings of the 2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 350–353.
- [13] CHEN M, JOG A, CARASS A, et al. Using image synthesis for multi-channel registration of different image modalities[C]// Proceedings of SPIE 9413. Bellingham, WA: SPIE Press, 2015: 21–26.
- [14] FORSBERG D, RATHI Y, BOUIX S, et al. Improving registration using multi-channel diffeomorphic demons combined with certainty maps[C]// MBIA 2011: Proceedings of the First International Conference on Multimodal Brain Image Analysis. Berlin: Springer, 2011: 19–26.
- [15] 王丽芳, 成茜, 秦品乐, 高媛. 基于多层P样条和稀疏编码的非刚性医学图像配准方法[J/OL]. 计算机应用研究: 1–4. [2017-03-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20170727.2121.124.html>. (WANG L F, CHENG X, QIN P L, et al. Non-rigid medical image registration method based on multilayer P-spline and sparse coding[J]. Applications Research of Computers: 1–4. [2017-03-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20170727.2121.124.html>.)
- [16] PRADHAN S, PATRA D. RMI based non-rigid image registration using BF-QPSO optimization and P-spline[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2015, 69(3): 609–621.
- [17] COCOSCO C A, KOLLOKIAN V. BrainWeb: simulated brain database [EB/OL]. [2018-01-23]. <http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>.
- [18] JOHNSON K A, BECKER J A. The whole brain Atlas[DB/OL]. [2017-11-15]. <http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html>.

This work is partially supported by the Natural Science Foundation of Shanxi Province (2015011045).

WANG Lifang, born in 1977, Ph. D., associate professor. Her research interests include big data processing, medical image processing, machine vision.

CHENG Xi, born in 1993, M. S. candidate. Her research interests include medical image registration, machine learning.

QIN Pinle, born in 1978, Ph. D., associate professor. His research interests include medical image large data storage and analysis, machine vision, machine learning.

GAO Yuan, born in 1972, M. S., associate professor. Her research interests include big data processing, medical image processing, 3D reconstruction.

(上接第1050页)

- [15] 邱益鸣, 胡华成, 郑建彬, 等. 基于曲线相似的在线签名认证方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(5): 1016–1020. (QIU Y M, HU H C, ZHENG J B, et al. On-line handwriting signature verification based on curve similarity[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(5): 1016–1020.)
- [16] YUE K W, WIJESOMA W S. Improved segmentation and segment association for on-line signature verification[C]// Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE, 2000, 4: 2752–2756.
- [17] ALISHER K, BERRIN Y. SUSIG: an on-line signature database, associated protocols and benchmark results[J]. Pattern Analysis & Applications, 2009, 12(3): 227–236.
- [18] YANIKOGLU B, KHOLMATOV A. Online signature verification using Fourier descriptors[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2009, 2009(1): 1–13.
- [19] KHALIL M I, MOUSTAFA M, ABBAS H M. Enhanced DTW based on-line signature verification[C]// Proceedings of the 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 2713–2716.
- LIU Li**, born in 1994, M. S. candidate. Her research interests include pattern recognition, image processing.
- ZHAN Enqi**, born in 1972, Ph. D., associate professor. His research interests include signal processing, pattern recognition.
- ZHENG Jianbin**, born in 1966, Ph. D., professor. His research interests include pattern recognition, embedded system.
- WANG Yang**, born in 1977, Ph. D., associate professor. His research interests include robot control, embedded system.