

动态规整核支持向量数据描述及在线签名验证中的应用研究

刘东^{1,2,3}, 吴仲城¹, 葛运建¹

¹(中国科学院合肥智能机械研究所, 安徽合肥 230031)

²(中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230026)

³(安徽建筑工业学院数理系, 安徽合肥 230601)

E-mail: ld0103@yahoo.com.cn

摘要: 根据在线签名自动验证的特点和基于支持向量的数据描述方法(SVDD)在小样本一类分类问题上的优越性, 提出动态规整核支持向量数据描述(DTAK-SVDD)算法并基于此构建了签名验证系统, 对其中的数据压缩方法等实际问题进行了研究. 该方案避免了模板的人为选择并可实现判决阈值的自动确定. 以签名过程中的力矢量 F 、力变化率矢量 dF 和笔尖轨迹矢量 S 为特征进行了实验验证. 结果表明, 该方法判别正确率较高, 有实际的应用价值.

关键词: 签名验证; 动态规整核 SVDD; 阈值; 模板; 小波压缩

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2008)11-2087-04

Support Vector Data Description with Dynamic Time Alignment Kernel for On-line Signature Verification

LIU Dong^{1,2,3}, WU Zhong-cheng¹, GE Yun-jian¹

¹(Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

²(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

³(Department of Mathematics and Physics, Anhui Institute of Architecture and Industry, Hefei 230601, China)

Abstract: Presented a new class of support vector data description by incorporating an idea of dynamic time alignment into the kernel function (DTAK-SVDD). A novel approach for on-line signature verification based on DTAK-SVDD which can carry out automatic choice of matching template and decision threshold is presented and the details of the approach is investigated. The validation is examined with features of pen-force, pen-force differential and pen-position. Experimental results indicate the effectiveness of the proposed solution.

Key words: signature verification; DTAK-SVDD; threshold; template; WT depress

1 引言

手写签名自动验证作为生物特征认证的方式之一, 得到了广泛的重视和研究, 应用前景广阔. 根据签名数据的采集方法的不同, 签名验证有离线验证和在线验证两种方式. 在线验证不仅利用了形状等静态信息, 也同时利用了速度、角度、书写力等难以模仿的动态信息, 因此更易于区分真假签名, 可靠性更高^[1].

在线签名验证的方法一般可以分为两种^[2]: 基于参数的方法和基于函数的方法. 参数法是从签名数据中提取出落笔时间、提笔时间、平均速度等全局特征进行比较, 并据此做出判决; 而函数法则是直接比较在签名过程中形成的一些动态特性曲线(如速度-时间曲线、力-时间曲线等)的差异, 进而做出判决. 函数法的优点是基本不需对签名数据作特殊的处理就可以用于鉴别, 特征的提取简单且包含有较大信息量.

基于函数的签名验证过程一般为: 在训练阶段, 首先利用签名者的真实签名样本的动态特性曲线集建立标准模板; 其

次, 根据样本集的统计数据产生判决阈值. 在测试阶段, 比较待测样本与模板的距离, 如果该距离小于相应的阈值则为真实签名, 否则为伪签名. 在上述过程中必须要解决三个关键问题^[3]: 1) 标准模板的选择; 2) 判决阈值的确定; 3) 匹配算法的设计. 对于第一个问题, 目前的研究主要集中在如何从训练样本集中选择一个或多个样本作为模板, 实验表明, 模板选择不合适对系统的性能有较大影响. 对于第二个问题, 目前常用的方法有两种: 1) 根据真实签名训练样本和利用某种方法产生的伪造签名训练样本, 通过实验的方法产生判决阈值. 这在实验条件下可能可以满足, 但在实用中由于无法获得伪造签名而无法实现的; 2) 根据真实签名训练样本的统计数据凭经验和实验产生, 这就要求有较大数量的签名样本并且样本与模板的距离满足正态分布, 因此有一定的难度且主观性较大. 对于第三个问题, 常用的有相关系数法、动态规划等方法, 在具体匹配时, 有的是对整条动态曲线进行匹配, 有的是从曲线中提取若干采样点进行匹配, 有的则是对曲线做某种分割后再进行匹配.

收稿日期: 2007-07-13 基金项目: 国家自然科学基金项目(60475005)资助. 作者简介: 刘东, 男, 1968年生, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向为传感技术, 信息获取与处理; 吴仲城, 男, 1968年生, 博士, 博士后, 研究方向为仿生感知、人机交互、生物特征信息获取、力学量信息获取、数字签名与智能网络传感技术; 葛运建, 男, 1947年生, 博士, 研究员, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息获取与处理、机器人感知系统、人机交互临场感、运动生物力学等.

从签名验证的特点分析,它应是小样本的一类分类问题^[4],而基于支持向量的数据描述方法(support vector data description,SVDD)是一种新颖的一类分类方法,与其它传统方法相比尤其适合于解决小样本的情况.标准的SVDD算法适用于输入特征矢量的维数固定的情形,但对于在线签名而言,即使同一个人的不同两次签名,其动态曲线的长度(采样点)也不可能完全相同,因此无法直接将其作为特征矢量代入标准SVDD算法进行聚类.为了解决上述问题,本文提出了动态规整核支持向量数据描述的方法并用于在线签名验证系

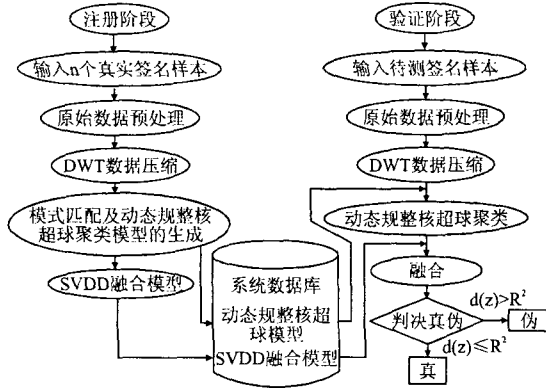


图1 在线签名认证系统流程图

Fig. 1 Structure of the proposed on-line signature verification system

统,该方法以超球球心为聚类中心,从而避免了模板的人为选择,并且在确定判决阈值时无需负样本和人的参与,实现了阈值的自动确定.同时采用了离散小波变换对原始数据进行了压缩,大大减少了存储空间和计算时间.我们分别将力F、力变化率曲线dF和笔尖轨迹S三组曲线分别代入上述算法,得到了三个判决结果.为了提高可靠性,利用标准SVDD算法对三个结果进行融合,得到最终的判决结果.系统框图如图1所示,各部分的细节见以下各节说明.初步的实验结果表明,该方法的误纳率和误拒率均能达到一个满意的水平,具有较大的实用价值.

2 签名数据的获取与预处理

国外有研究表明^[5],当人在书写时,手腕肌肉的运动以及个人的书写习惯和特点与书写笔的轴向力密切相关,而该力可以分解为x,y,z三个方向的分力,因此这三个方向的分力反映了书写人的特征,并且无法为他人所模仿.但由于采集设备所限,只有笔与书写板的正压力(F_z)在一些签名认证系统中得到了应用,并且显示出较好的效果^[6,7].在本文中,我们采用了一种基于六维力/力矩传感器的书写板作为数据采集设备(采样间隔为10ms),该书写板能捕捉人在书写过程中笔与书写板之间的三向力和笔尖的运动轨迹,并据此可计算出笔的倾斜角度、运动速度等其它动态参数^[8].

在实验中发现,伪造签名者的力曲线与真实签名者的力曲线相似度较小,不过真实签名者的不同签名的力曲线有时也会有较大变化,仅采用力曲线进行认证可以有极低的误纳

率,但误拒率偏高.因此本文以笔与书写板之间的力矢量F序列(F₁,F₂,...,F_n)(其中F_i=(F_{xi},F_{yi},F_{zi})),力变化率矢量

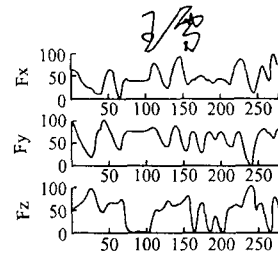


图2 中文签名及其三向力特性曲线

Fig. 2 Chinese signature and their 3-axis force signals

在线签名认证系统.在数据预处理阶段,需要对原始数据平滑滤波以消除由于笔尖的抖动和书写板所带来的噪声.此外,为了消除每次签名不一致而产生的影响,还需要对数据做归一化,假定某一条曲线为(x₁,x₂,...,x_i,...,x_n),则归一化公式为:

$$x_i' = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \times 100 \quad (1)$$

经过处理的三向力数据如图2所示.

3 签名序列的数据压缩和模式匹配

3.1 基于离散小波变换的数据压缩

由于签名的动态曲线可能是一个较长的序列,如果直接用原始数据进行模式匹配,则有如下不足:1)占用的存储空间较大;2)计算时间过长;3)可能由于误差积累导致较大的误差.因此在匹配前需要对数据的维度进行约简.本文使用了离散小波变换(DWT)对签名序列进行压缩.

1987年,Mallat利用多分辨分析的思想,提出了离散信号的小波变换分解和重构的算法^[9].DWT将时间序列分为尺度部分和细节部分.尺度部分反映了原信号的趋势,而细节部分

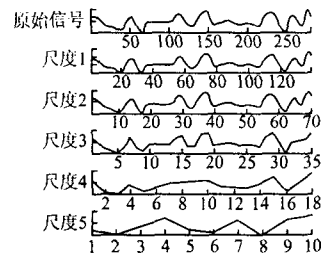


图3 Fx-t的多尺度小波分解(db1)

Fig. 3 DWT of the X-axis force signal with db1

表示信号在细节上的差异.对尺度部分进一步实施分解可以得到下一尺度的尺度部分和细节部分,这个过程可以一直继续下去,这就是小波的多尺度分解性质.

对于一个长度为n的信号实施DWT,每进行一次变换,尺度部分的长度变为原信号长度的1/2.如果我们进行尺度为n的小波变换,则得到的尺度部分的长度为原信号长度的1/2ⁿ.尺度数越高,得到的尺度部分的长度愈短,信号愈模糊.

图3为对图2签名的力序列中的F_x-t实施5阶(Daubechies db1)DWT后的尺度序列和原序列的比较.

从图3中可以看出,原始信号经DWT后产生的尺度信

号反映了原信号的趋势,其中,分解尺度在 1,2,3 下的尺度信号 a_1, a_2, a_3 与原信号比较相似,而再往下分解时,尺度信号的形状及幅度变化较大.此外,从信号能量的分布可以看出,尺度为 1,2,3 时,尺度信号的能量占信号能量的比例分别为 99.8%、99.4%、96.7%,所以用尺度 2 的尺度信号代替原签名序列进行匹配既可达到数据量的大幅度压缩,而且信息量丢失亦很少.实验也表明,采用小波变换后在大幅节省模板存储空间和计算时间的同时,系统的识别率也有一定的提高.

3.2 基于动态时间规整的序列模式匹配

即使同一个人的不同两次签名,其签名序列的长度(采样点)也不可能完全相同,因此为了度量签名序列之间的相似性,采用了在语音识别和签名认证中常用的动态时间弯曲算法(Dynamic Time Warp Algorithm, DTW)^[10]来对不同的序列进行匹配.

假设一签名的某一矢量序列 $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$,另一签名的同矢量序列为 $R = (r_1, r_2, \dots, r_m)$,则 DTW 算法如下:

$$D(t_i, r_j) = \min \begin{cases} D(t_i, r_{j-1}) + d(t_i, r_j) \\ D(t_{i-1}, r_{j-1}) + 2d(t_i, r_j) \\ D(t_{i-1}, r_j) + d(t_i, r_j) \end{cases} \quad (2)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n, d(t_i, r_j) = (t_i - r_j)^2$

最后两个矢量序列之间的匹配距离为: $D(T, R)/(m+n)$.

利用公式(2),可分别计算出两个签名的力矢量 F ,力变化率矢量 dF 和笔尖轨迹矢量 S 的匹配距离.

4 基于动态规整核 SVDD 的签名模式聚类

4.1 基于支持向量的数据描述方法(SVDD)

SVDD 是一种一类分类方法^[11],它是对正训练样本集寻找一个合适的描述并以此判断一个新的样本是否具有与训练样本类似的性质.其基本思想是对于一个给定的正样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\} \in R^N$,设法找到一个以 a 为中心,以 R 为半径的能够包含所有样本点的最小超球体,为了使球体更为紧致,可以通过非线性映射 $\Phi(\cdot)$,将训练数据从低维的输入空间 R^N 变换到高维特征空间,并在此特征空间中寻找包含所有样本点的最小超球体. SVDD 与 SVM 采用了同样的策略,即都通过非线性映射将原始数据映射到高维特征空间,只不过后者是在特征空间中构造分类超平面,而前者则是在特征空间中构造超球体.

与 SVM 相似,在 SVDD 中也可以引入松弛变量 ξ_i 和惩罚因子 C 来实现错分样本数和球体大小的折衷,这样,寻找超球体的过程就可以转换为求解下列优化问题:

$$\begin{aligned} \min F(R, a) &= R^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i & (3) \\ \text{s. t. } & (\Phi(x_i) - a)^T (\Phi(x_i) - a) \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0 \\ & i = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

该优化问题的对偶形式为:

$$\begin{aligned} \max F &= \sum_{i=1}^m \alpha_i K(x_i, x_i) - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) & (4) \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^m \alpha_i = 1, 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned}$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

$$\text{且有球心 } a = \sum_{i=1}^m \alpha_i x_i \quad (5)$$

式中, $K(x_i, x_j) = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j))$ 被称为核函数,核函数的选择必须满足 Mercer 条件^[8],在 SVDD 中常用的是径向基函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i, x_j\|^2)/\sigma^2$.

解此优化问题可得 α_i 的值,一般情况下大部分 α_i 为 0. 不为 0 的 α_i 所对应的样本被称为支持向量(SV). 根据 KKT 条件可知,非支持向量位于超球内部, $\alpha_i < C$ 的支持向量位于超球面上, $\alpha_i = C$ 的支持向量则为错分的样本,位于超球外部.

任取一位于超球面上的 SV x_k , 计算出其与球心 a 的距离,则可得超球半径:

$$R^2 = k(x_k, x_k) - 2 \sum_{x_i \in SV} \alpha_i k(x_i, x_k) + \sum_{x_i, x_j \in SV} \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) \quad (6)$$

对于待测样本 z , 只需计算出它与球心 a 的距离 $d(z)$:

$$\begin{aligned} d(z) &= (\Phi(z) - a)^T (\Phi(z) - a) = k(z, z) - \\ & 2 \sum_{x_i \in SV} \alpha_i k(z, x_i) + \sum_{x_i, x_j \in SV} \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (7)$$

若 $d(z) \leq R^2$, 则 z 为正样本,反之则为负样本.

4.2 动态规整核 SVDD 聚类模型

与 SVM 一样,SVDD 的关键是将特征空间的矢量点积运算转换为核函数的运算,即 $(\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) = K(x_i, x_j)$,该算法适用于输入特征矢量的维数固定的情形,而不同长度的数据之间显然不能直接进行核运算.对于在线签名而言,由于其各样本的长度一般是不同的,因此原始数据无法直接作为输入矢量代入标准 SVDD 算法进行聚类.

为了解决这一问题,不少学者进行了相关研究,目前一种主要的方法是构造基于相似度的核函数,从而使不同长度的数据可以直接参与核运算,如文献[12]中用 DTW 匹配距离代替欧式距离构造新核并建立一个 SVM 分类器进行字符识别.采用上文构造核函数的方法构建了一个动态规整核 SVDD 模型用于在线签名验证,取得了较好的效果,具体方法如下:

在以径向基函数作核函数时特征空间的矢量点积可转化为:

$$(\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) = K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i, x_j\|^2)/\sigma^2 \quad (8)$$

其中 $\|x_i, x_j\|^2$ 为矢量 x_i, x_j 的欧式距离,表征了这两个矢量的相似度.两个不等长的序列无法计算欧式距离,但它们的相似度可以用式(2)的 DTW 匹配距离(D-距离)来量度,因此只需用 D-距离来代替式(8)中的欧式距离就可构造一个新的核函数(动态规整核函数 Dynamic Time Alignment Kernel),即对两个不等长序列 T, R, 动态规整核函数为:

$$K(R, T) = \exp(-D(T, R)/(m+n))^2/\sigma^2 \quad (9)$$

对于一不等长序列集,只需按(9)式就得到所有序列的两两之间的核运算结果,代入(4)式可以建立一个基于动态规整核的 SVDD 超球模型,并继而由(6)和(7)式就可以分别得到该超球的半径和判断一个待测样本是否为正样本.

利用上述算法和真实签名的训练样本集,我们可以分别得到力矢量 F ,力变化率矢量 dF 和笔尖轨迹矢量 S 的三个动态规整核的 SVDD 超球模型.

4.3 融合判决

如果直接用上面的三个超球模型对测试样本进行判决,那么可以得到三个判决结果.为了提高可靠性并得到最终的判决结果,我们采用下面的方法对中间结果进行融合并产生判决结果:首先计算出所有真实训练样本的三组特征曲线(F 、 dF 和 S)与上述的三个动态规整核SVDD超球模型球心的距离,但此时并不产生各自的判决结果,而是以每个样本的各个距离构成它的3维特征矢量 $[D_S D_F D_{dF}]$ (每个距离为特征矢量的一个分量),并利用标准SVDD算法在特征空间中建立一个紧致地最小超球模型(设其球心为 a ,半径为 R).在测试时,首先计算出测试样本与三个动态规整核SVDD超球模型的距离,并以此3个距离构成它的特征矢量,然后代入融合模型得到它与 a 的距离 $d(z)$,如果 $d(z) \leq R$,则为真实签名,反之则为伪造签名.

5 实验与结果

为了对本文提出的算法进行验证,我们采集了20个人的签名数据,其中每个人提供自己的真实签名各30个(分两次采集,第一次20个,第二次10个,间隔时间为一周),并挑选5个人在经过一段时间的观察和训练后刻意模仿这十个人的签名各20个(由于随机伪造样本与真实样本的差别较大,很容易被鉴别出来,因此本实验采用的均是比较熟练的伪造样本).这样,对于每个签名者共有真实样本30个,伪造样本20个,从第一次采集的真实样本中随机抽取10个作为训练样本集,其余20个真实样本和20个伪造样本作为测试样本集.

表1 实验结果

Table 1 The experimental results

ID	误纳数	误拒数	误纳率	误拒率	识别率
1	0	2	0	0.1	95
2	0	3	0	0.15	92.5
3	0	0	0	0	100
4	0	0	0	0	100
5	0	2	0	0.1	95
6	0	0	0	0	100
7	0	3	0	0.15	92.5
8	3	1	0.15	0.05	90
9	1	1	0.05	0.05	95
10	1	0	0.05	0	97.5
11	0	1	0	0.05	97.5
12	0	0	0	0	100
13	2	0	0.1	0	95
14	0	3	0	0.15	92.5
15	0	1	0	0.05	97.5
16	1	4	0.05	0.2	87.5
17	0	3	0	0.15	92.5
18	0	2	0	0.1	95
19	1	4	0.05	0.2	87.5
20	0	3	0	0.15	92.5
合计	9	33	0.0225	0.0825	94.75

对于每个签名者,首先利用10个训练样本按照本文提出的方法建立三个动态规整核SVDD超球模型和融合模型.在建立此模型的过程中,参数 σ 、 C 对模型的性能有较大影响. C 的主要作用是控制超球的体积与误差之间的折衷,而 σ 的取

值决定了两个样本向量之间的内积计算,一般而言,对于合适的 σ 值,最后产生的SV的个数应占总训练样本的1/5-1/4.其次,利用40个测试样本对本文提出的方法进行验证,结果如表1所示(其中误纳率=误纳数/伪造样本数,误拒率=误拒数/真实样本数,识别率=正确分类数/训练样本总数).

6 结束语

本文根据在线签名自动验证的特点和基于支持向量的数据描述方法(SVDD)在处理小样本一类分类问题时的优越性,提出了动态规整核支持向量数据描述方法(DTAK-SVDD)并基于此构建了签名验证系统,避免了模板的人为选择并实现了判决阈值的自动确定.以签名过程中笔与书写板之间的力矢量 F 序列、力变化率矢量 dF 序列和笔尖轨迹矢量 S 序列为特征对该方法进行了实验验证.初步的实验结果表明,该方法的误纳率和误拒率均能达到一个满意的水平,具有较大的实用价值.

References:

- [1] Quen-Zong Wu, Suh-Yin Lee, I-Chang Jou. On-line signature verification based on split-and-merge matching mechanism[J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(7): 665-673.
- [2] Leclerc F, Plamondon R. Automatic signature verification: the state of the art[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1994, 8(3): 643-660.
- [3] Jaihie Kim, Yu J R. Learning of prototypes and decision boundaries for a verification problem having only positive samples[J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(7): 691-697.
- [4] Hansheng Lei, Venu Govindaraju. A comparative study on the consistency of features in on-line signature verification[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(15): 2483-2489.
- [5] C. Elisa Van Den Heuvel, Gerard P van Galen, Hans-Leo Teulings. Axial pen force increases with processing demands in handwriting[J]. Acta Psychologica, 1998, 100(1): 145-159.
- [6] Sascha Schimke, Claus Vielhauer, Jana Dittmann. Using adapted levenshtein distance for on-line signature authentication[C]. In: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04), 1051-1056.
- [7] Nakanishi I, Nishiguchi N, Itoh Y. On-line signature verification method utilizing feature extraction based on DWT[C]. In: Proceedings of the 2003 International Symposium on Volume 4, 25-28.
- [8] Wu Zhong-cheng, Fang Ping, Meng Ming. A novel force sensitive tablet for handwriting information acquisition[C]. In: Proceedings of the 5th International Conference on Biometric Recognition Sinobiometrics' 04, 654-662.
- [9] Burrus C S, Copinath R A, Guo H. Introduction to wavelets and wavelet transform: a primer[M]. New Jersey, USA: Prentice Hall, 1998.
- [10] Rabiner L, Juang B. Fundamentals of speech recognition[M]. New Jersey, USA, Prentice-Hall, 1993.
- [11] David M J Tax, Robert P W Duin. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66.
- [12] Claus Bahlmann, Bernard Haasdonk, Hans Burkhardt. On-line handwriting recognition with support vector machines-a kernel approach [C]. In: Proceedings of the Eighth International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR'02), 157-166.