

基于 DCT 和 SVDD 的在线手写签名认证方法^①

李成华, 刘磊, 龚良慧, 郭珩

(中南民族大学 电子信息工程学院, 武汉 430074)

摘要: 为使在线手写签名认证的使用更具实用性, 提出了一种基于离散余弦变换(DCT)频域分析和支持向量数据描述(SVDD)的在线手写签名认证方法. 依托自制的 Android 手机软件采集签名数据, 采用了基于 DCT 频域特征分析和奇异值分解(SVD)的特征融合方法提取签名特征, 根据 SVDD 分类器适用于有限样本、一类分类方法建模的优势, 建立了基于 SVDD 的认证模型进行在线签名认证, 并采用了网格搜索法对核函数参数进行优化选择. 实验结果表明, 该方法算法复杂度低, 快速有效, 提取的签名特征区分明显, 使用少量的一类真实签名作为训练样本, 取得了较好的认证识别效果.

关键词: 在线手写签名; 离散余弦变换; 支持向量数据描述; 奇异值分解

Online Handwritten Signature Verification Method Based on DCT and SVDD

LI Cheng-Hua, LIU Lei, GONG Liang-Hui, GUO Heng

(College of Electronics and Information Engineering, South-central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to make online handwritten signature verification more practical, this paper presents a method based on Discrete Cosine Transform (DCT) frequency analysis and Support Vector Data Description (SVDD). Signature data is collected by Android mobile phone software, and then extracts signature features based on DCT frequency analysis and Singular Value Decomposition (SVD). The online signature verification is established based on SVDD, for which is suitable for the small amount sample and one-class classification method, and uses the grid search method to optimize the kernel function parameters. The experimental results show that this method is efficient, has a low complexity, can extract the signature features clearly, and obtains a better recognition effect with a small amount of a real signature as the training sample.

Key words: online handwritten signature; discrete Cosine transform; support vector data description; singular value decomposition

随着移动互联网和移动设备的广泛普及, 一种安全、快捷的用户身份认证显得极为迫切^[1], 尤其是在移动设备上的认证识别. 在线手写签名认证作为生物特征身份认证的一种, 通过在签名采集过程中记录的大量动态信息, 能够实现一种更难以伪造的用户身份认证技术. 每个人在签名时的运笔压力、运笔速度、行笔顺序等方面都具备各自的特点, 承载着表征签名者身份的固有特征^[2], 虽然伪造者可以模仿字形, 但是这些动态特征是模仿者难以伪造的. 目前, 基于动态

特征的在线签名特征提取方法大多针对签名设备采集的坐标信息、力信息、旋转角度、接触面积等一系列动态信息进行特征提取^[3-7].

目前, 国内外用于在线手写签名的特征提取方法主要有动态时间规整方法、基于小波变换方法、基于隐马尔可夫方法等. 这些方法的识别率较高, 但计算量大, 需要较多资源, 因此其认证速度不高, 认证效率较低, 在移动设备上更是难以实现. 基于频域分析方法不仅计算简便, 且易于分析复杂信号, 有助于减

① 基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(CZW15043);湖北省自然科学基金(2014CFB916)

收稿时间:2015-11-16;收到修改稿时间:2016-01-07 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005248]

少计算时间,提高计算效率.与傅立叶变换相比,离散余弦变换(DCT)频域分析既可以节省计算时间,同时也在很大程度上提高了系统的识别率,已经在图像数据压缩中得到广泛应用.

此外,在认证过程,大多数的签名认证方法都将其作为二类分类来处理,同时在注册阶段使用的训练样本数过多,例如,文献[4]取10个真实签名和10个伪造签名进行训练.但是根据签名样本分布的特点(注册阶段,真实签名样本少,而且伪造签名样本难以获取)来看,认为把在线签名认证看作一类分类问题来处理更为合理恰当^[8],而且为提高实用性应当使用尽可能少的真实样本作为训练样本.

基于以上考虑,为使在线手写签名认证的使用更具实用性,提出一种基于DCT频域分析和支持向量数据描述(SVDD)的在线手写签名认证方法,该方法依托自制的Android手机软件采集签名数据,摒弃了F_Table手写平台或专用手写笔等采集工具.采用基于DCT频域特征分析和奇异值分解(SVD)的特征融合方法提取签名特征,根据SVDD分类器适用有限样本、一类分类方法建模的优势,建立基于SVDD的认证模型进行在线签名认证,并采用网格搜索法对核函数参数进行优化选择.实验结果表明,该方法算法复杂度低,快速有效,有助于提高在线手写签名认证的速度,依据本文方法的实验和相关的分析数据,为之后在移动设备上的实现提供有效的算法支持.

1 在线手写签名的特征获取及预处理

本文依照2004年国际签名认证竞赛^[9]所提供的签名数据格式,自制基于android手机的签名软件,由此获得签名样本的数据信息,包括签名数据的采样点坐标(X坐标、Y坐标)、采样点时间、起落笔状态、触屏压力、触屏面积等一系列动态信息.在此选择坐标信息、压力级数、面积级数和时间信息作为进一步的研究对象.本文在android手机端采集了20个用户共300个签名样本,每个用户包括15个签名样本,分别为10个真实样本,5个伪造样本.

在签名采集过程中,采集设备的干扰以及签名者的抖动等各种客观因素在所难免,不同的签名者,甚至同一签名者在不同时段或不同空间的签名大小、起落笔位置等都有所差别,因此为消除签名数据中的噪声和冗余点,需要对采集到的签名数据进行预处理,

包括去除重复时间点、去噪平滑化以及尺寸归一化等.

2 基于DCT和SVD的特征提取方法

将一个签名样本的X坐标、Y坐标、压力级数P、面积级数S关于时间的函数,分别记为: $x_n(t)=x(t)$ 、 $y_n(t)=y(t)$ 、 $p_n(t)=p(t)$ 、 $s_n(t)=s(t)$,以此计算可得对应的速度时间序列 $v_x(t)$ 、 $v_y(t)$ 、 $v(t)$,加速度时间序列 $a_x(t)$ 、 $a_y(t)$ 、 $a(t)$.以上述时间序列得到所有签名采样点的原始特征矢量:

$$\mu_n = (x_n, y_n, p_n, s_n, v_x, v_y, v, a_x, a_y, a)^T$$

其中 $n=1,2,3,\dots,N$,N代表采样点数.这样,每个签名采样点特征矢量组成一个 $N \times 10$ 的样本特征矩阵:

$$\mu = (\mu_1^T, \dots, \mu_n^T, \dots, \mu_N^T)^T$$

将签名时间序列 x_n 经过DCT频域变换,并选取低频段的32维特征向量,得到向量 dx .对其余的时间序列 $y_n, p_n, s_n, v_x, v_y, v, a_x, a_y, a$ 分别同样处理,得到矩阵如下:

$$A = [dx, dy, dp, ds, dv_x, dv_y, dv, da_x, da_y, da]$$

其中,A为 10×32 维矩阵.将矩阵A作为进一步研究的特征向量.

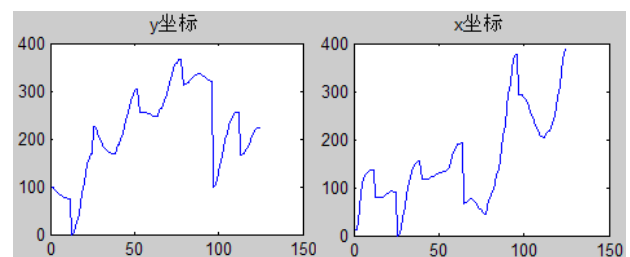


图1 签名x轴、y轴的原始特征曲线

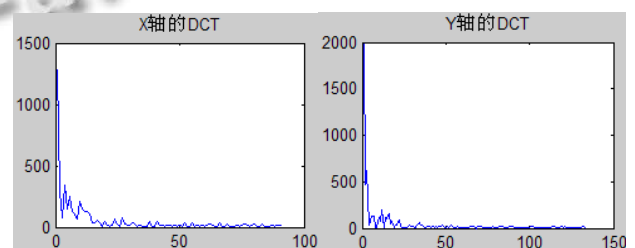


图2 签名x轴、y轴的DCT频域特征曲线

如图1为一个原始签名的x轴、y轴的原始时间序列,图2为对应的DCT频域分析.可以看出,DCT频域特征提取可以使隐藏在时域内的特征频谱在频域内显示,原始信号经DCT变换后,信号的走向趋势可以清楚地反映在频域内.大量的实验结果也表明,两个真实签名的各特征曲线趋势大致相同,特征体现比较

稳定,而且真伪签名特征曲线趋势差异较大.因此,用 DCT 频域特征提取后的向量代替原始签名向量,既可以对原本较多的特征向量进行大幅度压缩(取前 32 维),将能量集中的前面部分,又可以减少信息量的丢失.

矩阵的奇异值具有良好的稳定性、比例不变性和旋转和平移不变性等性质,这也决定了其用于特征提取能够取得很好的效果,同时采用 SVD 分解可对高维的时间序列进行维数压缩,消除数据冗余.对所得的 DCT 低频特征向量构成的特征矩阵进行 SVD 分解,获得一维的奇异值向量,以奇异值向量表征数据信息的特征量.对该用户的真伪签名样本数据进行上述 DCT 分解所得的低频特征向量,再采用 SVD 方法得到特征分布曲线,如图 3 所示.其中实线代表真实样本的 SVD 特征向量,虚线表示伪造样本的 SVD 特征向量,从图中可以看出 SVD 分解可以很好的将真伪样本的特征区分开来,特别是特征向量的前几个值更是明显.这是因为奇异值反映了有用信号和噪声的能量集中情况,前几个较大的奇异值主要反映有用信号,而较小的奇异值主要反映噪声.通过 SVD 算法得到矩阵的奇异值,一方面,奇异值向量能够很好的区分真伪样本签名,有利于后续分类器建模.另一方面,奇异值分解将复杂的矩阵降维,消除数据冗余,避免了重要特征的丢失.

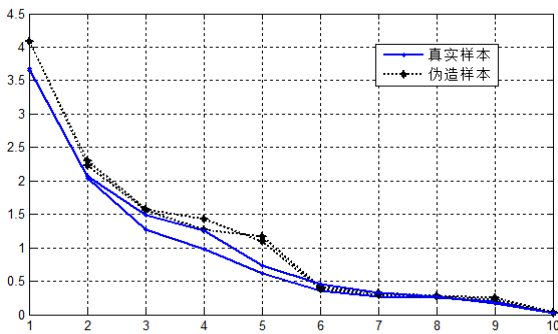


图 3 矩阵的奇异值分布曲线

3 基于SVDD的认证方法

3.1 支持向量的数据描述

SVDD^[10]是由 Tax 提出的在 SVM 基础上的一种一类分类器算法. SVDD 基本分类思想可大致概括为:将样本数据从输入空间映射到高维空间,并在这个高维空间构造一个球心为 a , 半径为 R 的最小超球体,在超空间中通过最小化该超球体的体积,

$$\begin{aligned} \min F(R, a) &= R^2 \\ \text{s.t.} \quad & \| (x_i - a) \|^2 \leq R^2, \forall i \end{aligned}$$

使得该超球体尽可能多的包含所有训练样本的最小超球, SVDD 的支持向量即为球面上的样本点.

由于超球的构造只与边界上的样本相关,不需要计算真实样本的概率分布,因此,该方法的学习对训练样本个数要求相对较少,且只需要真实样本. SVDD 是基于统计学习理论的,在统计学习理论中,分类器的学习是基于结构风险最小化原则,而不是基于经验风险最小化原则,因此具有较好的泛化能力.

3.2 签名认证

认证系统包括训练阶段和认证阶段.在训练阶段,引入 SVDD 方法,并以一类分类问题为出发点,以少量的真实签名作为训练样本.根据训练样本的一维奇异值向量 $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{10})$, 在高维特征空间中建立起一个包含所有训练样本的紧致最小超球结构,即为一个用户的认证模型.考虑到系统复杂度和处理效果等问题, SVDD 的核函数选择 RBF 核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp \left\{ -\frac{\|x_i - x_j\|^2}{S^2} \right\}$$

在认证阶段,将采集的待鉴别签名样本经过与训练阶段相同的预处理和特征提取后,将训练样本的奇异值向量与该用户的认证模型进行匹配比对,判定两个样本是否属于同一个签名者,达到在线签名认证目的.

3.3 核函数参数优化

SVDD 分类模型不仅需要选择合适的核函数,还需要给核函数选择最佳的参数,合适的核函数参数将直接影响分类器的分类性能. SVDD 参数选择和参数优化问题一直是 SVDD 研究的难点.在选择了 RBF 核函数的情况下,需要确定两个参数: c, g . 网格搜索法、粒子群算法、遗传算法是常见的寻找最优参数的方法.

网格搜索的基本原理是,将整个界面看作一个大的网格,设置合适的搜索步长,然后用网格算法在全局范围内搜索,找到最优解.网格搜索法搜索 RBF 核函数的 (c, g) 参数的流程如下:

Step1: 设置 c 的搜索范围 $c=2^{-4} \sim 2^8$, 搜索步长为 0.2; g 的搜索范围 $g=2^{-8} \sim 2^4$, 搜索步长为 0.2.

Step2: 在 c, g 坐标系形成一个二维网格,在这个二维表格里用 c, g 值作交叉计算,然后将这次交叉计算的预测准确率记录下来.

Step3: 继续按照步骤 Step2 进行操作,一直到网格搜索完毕.

Step4: 根据搜索到的各组 c, g 值和准确率绘出等

高线图, 选取能够达到最高验证分类准确率中参数 c 最小的那组 c 和 g 作为最佳参数, 如果对应最小的 c 有多组 g , 就选取搜索到的第一组 c 和 g 作为最佳参数。

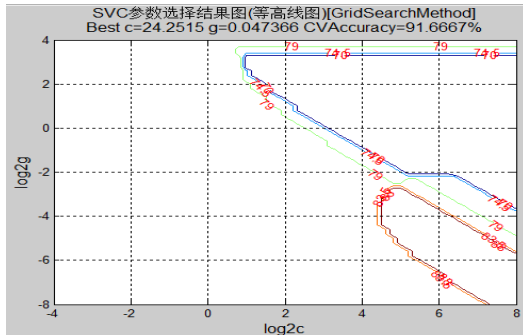


图4 网格搜索法参数选择结果等高线图

图4为用网格搜索法得到的参数等高图, 从图中可以看出, 搜索到的最佳参数为 $c=24.2515$, $g=0.047366$, 平均准确率达到 91.6667%。用网格搜索方法可以提高运行效率, 搜索到的各组参数之间相互解耦, 给计算提供了方便。

4 实验

根据 Android 手机软件采样得到的 20 个用户的签名样本, 实验取每个用户签名的第 1-7 号签名样本作为训练样本(训练阶段不使用伪造样本), 取其余签名样本作为测试样本, 并选用 RBF 核函数作为 SVDD 分类器的核函数, 采用网格搜索法获取核参数 c, g 。在测试阶段, 以认假率(FAR)、拒真率(FRR)以及准确率进行结果统计。实验得到平均 FRR 为 10%, 平均 FAR 为 5%, 整个分类认证系统的平均准确率为 85%。

为了比较本文方法的认证效果, 还设计了基于小波变换和 BP 神经网络的对比认证方法, 该方法采用与之相同的签名数据库, 并以 5 个真实签名和 5 个伪造签名作为训练样本。实验对比结果如表 1 所示, 可以看出, 本文方法在训练阶段使用的训练样本数更少, 且仅使用真实签名作为训练样本, 更能真实地反映实际应用场景。采用 DCT 和 SVDD 的签名认证方法, 计算简单, 计算量较小, 在训练阶段(包括预处理阶段)的平均训练时间较少, 从平均测试时间上看更是优势明显, 大大提高了认证效率。

表1 签名认证方法实验对比结果

认证方法	训练样本	平均训练时间(s)	平均测试时间(s)	认证结果	
本文方法	DCT+SVDD	7真+0伪	2.1880	0.0132	FRR = 10.00%
					FAR = 5.00%
对比方法	小波变换+BP神经网络	5真+5伪	4.2260	0.2303	FRR = 4.30%
					FAR = 8.75%

5 结语

本文提出的基于 DCT 频域分析和 SVDD 的在线手写签名认证方法, 采用 DCT 和 SVD 分解提取签名特征, 建立 SVDD 认证模型进行签名认证, 并采用网格搜索方法对核参数进行优化选择。该方法算法复杂度低, 快速有效, 特征提取区分明显, 取得了较好的认证识别效果。但在训练阶段需要为每个用户建立一个认证模型以及优化参数, 耗时相对较长。在进一步的研究中, 我们将对此做出改进, 减小训练时间, 提高移动端的实现效率。

参考文献

- 邹杰, 吴仲城. 基于支持向量数据描述的在线签名认证系统. 模式识别与人工智能, 2011, 2(2): 284-290.
- 尤庆成. 基于 HMM_SVM 混合模型的在线手写签名认证. 合肥: 中国科学技术大学, 2010: 21-26.
- 颜琬. 基于小波分析和 DTW 的在线手写签名验证方法研

究. 武汉: 武汉理工大学, 2005: 18-22.

- 马海豹, 刘漫丹, 张岑. 基于小波包分析的在线手写签名认证方法. 计算机工程与应用, 2007, 43(12): 235-238.
- 马海豹, 刘漫丹, 张岑. 基于小波包分析和 SVM 的在线手写签名鉴别. 华东理工大学学报(自然科学版), 2007, 33(4): 541-545.
- Zhang LP, Wu ZC. On-line signature verification based on wavelet transform to extract characteristic points. Berlin: Springer, 2006: 1002-1007.
- Mondal T, Bhattacharya UKS, et al. On-line handwriting recognition of Indian scripts-the first benchmark. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 200-205.
- 刘东. 基于支持向量数据描述的在线签名认证研究. 合肥: 中国科学技术大学, 2012: 31-33.
- Rioja FR, Miyatake MN, Meana HP, et al. Dynamics features Extraction for on-Line Signature Verification. Washington: IEEE, 2004: 156-156.
- Tax DMJ, Duin RPW. Support vector data description. Machine Learning, 2003, 54(1): 45-66.