

基于 SVM 的静态手写签名识别方法研究

肖亚红

(株洲职业技术学院, 湖南 株洲 412000)

摘 要: 研究离线(静态)签名文字识别的问题. 针对静态手写签名只有空间信息, 没有时序信息的问题, 提出了一种基于支持向量机的签名文字识别算法. 算法首先通过图像预处理提取签名图像, 然后利用防射变化对初始签名图像进行配准和矫正, 并在此基础上利用滑动窗口在不同方向上提取特征. 最终的识别器训练利用支持向量机完成. 通过仿真实验证明, 提出的新的方法较其他方法具有更高的识别准确率, 可以有效的实现离线签名字体的识别, 该技术可应用在个人身份认证和识别系统中.

关键词: 手写签名; 支持向量机, 身份认证; 图像矫正

中图分类号: TP319

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)09-0135-04

A SVM Based Offline Signature Verification System

XIAO Ya-hong

(Zhuzhou Vocational and Technical College, Zhuzhou 412000, China)

Abstract: In this paper, we propose a new method for signature verification using local transform. The proposed method uses transform locally as feature extractor and Support Vector Machine (SVM) as classifier. The main idea of our method is using transform locally for feature extraction, against using it globally. The advantages of the proposed method are robustness to noise, size invariance and shift invariance. Having used a dataset of 750 signatures from 50 Persian writers, our system achieves good results. The experimental results of our method are compared with other methods. This comparison shows that our method has good performance for signature identification and verification in different cultures.

Key words: signature; SVM; offline; image reform

1 引言

手写签名作为一种重要的身份鉴定特征, 在很多应用领域得到应用, 例如重要文件的身份确定, 或者依据签名认定的身份信息, 来确认某些手写体文字的来源, 从而提高手写体识别的准确率.

现今比较成熟的手写签名识别系统大多集中在动态手写签名领域. 例如常见的收银信用认证系统, 手写板识别系统等. 这类动态签名系统能实时采集签名者的笔画信息, 从而利用签名的时序信息和空间信息来完成签名的识别和认证, 具有较高的识别准确率^[1-2].

对于静态签名识别, 或者离线签名识别, 通常所

指为针对书面文档, 通过扫描或者拍照后获得的电子图像中的签名字体识别. 一般情况下, 静态签名识别只能提供签名字体的二维图像信息, 而无法提供签名的时序信息, 因此, 静态签名所能提供的有效信息较少. 另外, 由于在数据采集, 扫描等过程中会出现系统噪声, 或者文字叠加, 文档图像蜕变等因素的影响, 会造成签名文字的失真或者蜕化, 给后续的识别带来困难^[3]. 另外一个制约着静态签名识别的因素是由于静态签名文字容易获得, 容易被经过训练的伪造模仿. 这些都使得静态(离线)签名识别成为身份认证系统中的难题.

为了解决该问题, 研究者提出了多种算法来达到认证签名者, 识别真伪签名的功能. 传统的文字识

别领域常用的线性隐马尔科夫方法在动态签名中得到了非常广泛的应用,同时,也在静态签名识别中得到拓展.该方法基本思路是将签名字体等分成若干小块,连续的小块构成马尔科夫链中的不同输出状态.依据训练结果,可以从观测值推断出实际的书写者.另外,在文献[3]中,利用签名图像不同角度的投影信息,提出了一种基于 360 度投影的直方图信息来作为隐马尔科夫(HMM)的输入信号的方法,该方法能充分利用签名字体的空间信息,并结合环状马尔科夫链,实现了数学模型和几何特征的良好衔接.为了充分利用签名字体的形状特征、伪动态特征和纹理特征,可以对签名图像采用保局投影,并利用分类器(例如支持向量机)对其进行分类.文献[4]中所提出的方法,便是基于该原理,并且在实验中取得了较好的识别效果.

但是传统的基于 HMM 的签名识别方法虽然能有效的识别某些静态签名,但是该模型对于序列信号的定义和采集非常敏感.传统的以滑动窗口方法获得序列信号对于以横排形式书写的签名字体识别效果较好,但是对于其他形状的字体,例如椭圆形或者长条型的字体,则由于很难满足采样的要求,使得识别准确率下降.而如果采用环形 HMM,则其状态的起始和终止难于控制.

针对以上问题,文中提出了一种新的静态签名识别方法.该方法首先利用图像对准技术将被测量签名与数据库中的标准签名字体进行初始配准,然后经过预处理和特征提取,最终实现签名的认证.

2 签名识别系统原理结构

通常的识别系统包括预处理,特征提取和识别几个部分.在本系统中,首先对图像进行简单的去噪和分割技术,将签名字体从文档中分离出来;然后经过特征提取,并经过配准处理,使得签名字体之间的位置和形状相对固定,然后通过并支持向量机(SVM)对系统进行训练,最终实现识别的功能.其流程如图 1 所示.

3 基于 SVM 静态手写签名识别

3.1 支持向量机(SVM)算法

支持向量机是一种用于回归分析的支持向量机,其算法实现过程为:

对于给定的样本集 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^k$, 其中 x_i 为输入值, y_i 为相应的预测值. 其回归函数形式为 $f(x) = w \cdot \Phi(x) + b$, 其中, w 为权重矢量, b 为偏差.

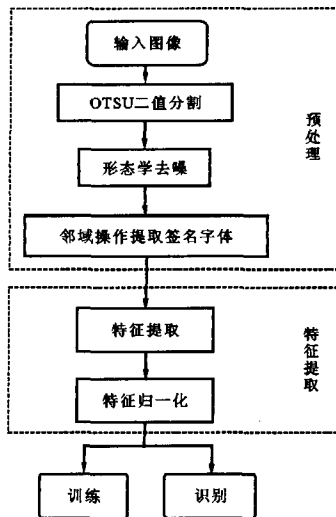


图 1 系统流程图

通过最小化正则风险函数训练参数 w 和 b :

$$\min = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \epsilon(f(x_i) - y_i) \quad (1)$$

$$\text{s. t } \epsilon(f(x_i) - y_i) =$$

$$\begin{cases} |f(x_i) - y_i| - \epsilon & |w \cdot \Phi(x) + b - y_i| \geq \epsilon \\ 0 & |w \cdot \Phi(x) + b - y_i| < \epsilon \end{cases}$$

式中, $\epsilon(\cdot)$ 为 ϵ -intensive 损失函数, ϵ 为损失参数; C 为惩罚参数, 用来平衡经验风险和正则化部分.

3.2 SVM 静态手写签名识别算法

3.2.1 预处理

在预处理阶段,对签名文档进行二值化分割,所采用的方法为 OTSU 阈值分割法.该方法对于直方图具有双峰特性的图像能提取最优的全局阈值.由于文档图像大部分是白色背景和深色文字,所以使用该方法能获得较为满意的二值化效果.然后我们采用形态学中的闭操作滤除文档中的离散椒盐噪声.最后,因为签名文字一般较答应文字字体更大,文中采用连通域和邻域操作,将文档图像中的签名字体单独提取出来进行训练和识别.

3.2.2 签名矫正

签名字体与打印文字的一个重要的区别在于其书写的随意性,这将导致我们采集到的签名文字并不是始终保持水平.而对于非水平的字体,提取的特征将难于归一化处理,使得最终的识别准确率下降.因此,在提取特征和识别之前,首先将采集到的签名文字进行水平矫正,或者称为初始配准操作.

文中采用仿射变换对原始签名字体进行调整,使其达到水平放置的目的.该方法的主要思路是将签名字体的重心移动到坐标原点,然后通过旋转变换使文字的主轴方向与坐标轴的 X 方向保持一致.

假设一个字体中各个黑色(笔画)像素表示为: $\{v_i\}_{i=1}^n \equiv \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, 其重心可以表示为: $\bar{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i$; 而签名字体的协方差矩阵则可以表示为: $C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})(v_i - \bar{v})^T$.

如果用 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ 表示协方差矩阵对应的特征值, e_1, e_2, e_3 表示对应的特征向量,则对应的最优放射变换矩阵可以用如下公式计算得到:

$$M = \begin{bmatrix} \lambda_1^{-1/2} & -\lambda_1^{-1/2} R \bar{v} \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,子矩阵 R 中第一行和第二行的向量为上文所求的特征向量 e_1, e_2 .为了防止签名字体的主轴方向不明显的情况下出现的任意旋转,即当 $\lambda_2/\lambda_1 > \tau$ 时($\tau \in [0, 1]$),将 R 设置为单位矩阵.

在图2中显示了一组英文签名文字在矫正和配准前与矫正后的对比图像.图2(a)为原始的签名字体,我们可以看到他们在空间中分布较为分散,很多关键点并不处在同一位置.在图2(b)中,经过矫正以后,所有的签名字体基本重叠.这为后续的特征提取和识别提供了较为可靠的依据.

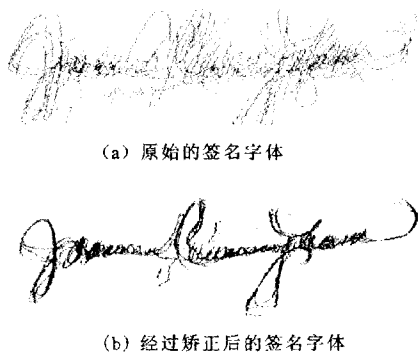


图2 签名字体矫正和配准

3.2.3 特征提取

在对签名文字提取特征之前,我们首先将签名图像按照从左到右的顺序,重叠切分成若干小块.在重叠切分的时候,假设一个滑动窗口从左到右从签名文字上滑过,每隔一个固定距离,则取出一个小块,用于特征提取.滑动窗口的示意图如图3所示.其中 n 为滑动窗口的大小,并且两个相邻块之间保证50%以上的重叠率.

在每个截取的小块中,采用类似文献[3]的方法,将小块中的内容在 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 八个方向上进行投影,并且提取投影方向的直方图.

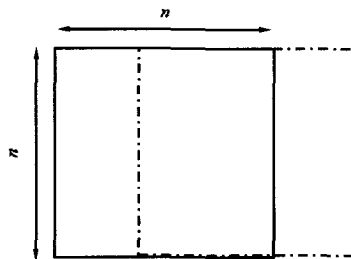


图3 滑动窗口

对于给定的签名图像在某个方向上的某个投影线上的取值,可以根据如下:

$$R(p, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \delta(p - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (3)$$

其中, θ 为投影角度, p 为投影线.对于提取的各个方向上的投影直方图,对其进行归一化处理:

$$R'(p, \theta) = \frac{R(p, \theta)}{p_{\max}} \quad (4)$$

其中, $p_{\max}$ 表示对于某个签名切分小块在角度 θ 进行投影时获得的最大投影值.

由于对于一个签名文字的多个切分小块进行投影获得的直方图维数很高,将采用PCA(主成分分析法)将特征向量的维数压缩,从而保证算法的运算效率,并且避免高维特征导致的系统过拟合.

3.3 支持向量机的训练和识别

对于采集到的签名图像,将其分为两组,一组用于训练,另外一组用于测试.训练时,采用SVM(支持向量机)分类器.支持向量机在模式识别领域的到广泛的应用,尤其是对于两类问题.对于一组给定的样本和其对应的标识 $\Phi = \{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, m\}$,支持向量机会得到一个投影变换,满足 $H: x \rightarrow y$.通常,支持向量机的数学表式为:

$$H(x) = \text{sign} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (x_i \times x) + b \right\} \quad (5)$$

其中, x_i 为支持向量,是采集到的签名字体提取的特征, y_i 为相对应的标识“真”或者“伪”.

4 实验结果与结果分析

实验选用一组英文签名字体来进行验证.该组签名由50个签名者在不同的时间独立完成.每人连续签15个相同的签名.因此,对于每个人的签名具有较大的相关性,而对于不同的签名者的签名则相对独立.

在实验中,对于每个个体,选取15个签名中的10个作为训练样本,剩余的5个作为测试样本验证

“真”签名,而随机从其他人的签名中选取另外 5 个签名作为测试样本来验证“伪”签名。

文中使用的测量标准将依据正真值(TP),假真值(FP),正负值(TN)和假负值(FN). 其具体定义为:正真值表示如果一个被测签名为真实签名,并且被系统准确识别为真实签名;假真值定义为如果一个签名属于伪造的签名,但是被系统识别为真实签名;正负值表示如果一个签名是伪造的,并且被系统准确的识别为伪造的;而假负值则表示如果一个签名属于伪造的,但是系统识别为真实的签名。

在实验中,对测试者提供的 10 份真实签名样本作为正样本,其他签名者提供的 10 份签名作为负样本进行训练. 训练之前分别采用 PCA 提取 18, 24, 32, 48, 60 维特征. 表 1 中显示了采用不同特征维数进行训练后,系统的识别准确率.

表 1 签名识别准确率

特征维数	TP	FP	TN	FN
18	0.98	0.02	0.89	0.11
24	0.97	0.03	0.91	0.09
32	0.94	0.06	0.88	0.12
48	0.99	0.01	0.94	0.06
60	0.95	0.05	0.90	0.10

从表 1 中发现,当 PCA 筛选的特征维数为 48 时,系统能得到最优的识别准确率. 其正样本和负样本的准确率分别达到 0.99 和 0.94.

为了对比文中方法和其他方法,采用了类似文献[3]中的基于隐马尔科夫方法和基于神经网络识别器的方法. 在表 2 中对比显示了改组实验的识别准确率.

表 2 签名识别准确率对比实验

	TP	FP	TN	FN
文中方法	0.99	0.01	0.94	0.06
神经网络	0.96	0.04	0.90	0.10
HMM	0.98	0.02	0.92	0.08

实验结果显示,采用文中方法所得到的签名字体识别准确率要高于另外两种方法. 其主要原因在于 HMM 方法和神经网络方法对于系统中隐含层所需设置的神经元个数或者隐含状态个数较为敏感. 不同书写者所书写的签名所使用的状态个数都可能对最终识别结果产生影响. 因此如果采用单一一个神经网络模型或者 HMM 模型,虽然对于某些

签名字体识别率比较高,但是对于整体的识别率依然不够理想.

5 结束语

针对离线(静态)签名识别存在的难点,即只有空间信息而难于提取时序信息,文中提出了一种基于支持向量机的识别系统. 首先通过对待识别签名进行矫正,然后利用滑动窗口提取不同方向的投影信息,最终训练的到 SVM 实现识别目的. 该方法的主要优势在于预先的矫正处理能有效的提供签名字体的初始匹配位置,为后续的特征提取和识别提供较好的配准基础. 而支持向量机的使用,则在样本个数较少的情况下,有效的训练出稳定的模型. 另外,在实验中,测试了不同维数的特征,得到了最优的特征维数. 本方法能有效的对离线签名进行识别和认证,可以应用到身份识别认证系统中.

参考文献:

[1] 金涌,金先级,柳健,基于动态特征时序分段的手写签名识别方法[J],计算机工程与应用,1998,10(10):44-45.

[2] 张莉莎,孙正兴,基于人工免疫模型的在线手写签名识别方法[J],计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(3):311-317.

[3] Coetzer J, Herbst B, Preez J. Offline signature verification using the discrete radon transform and a hidden Markov model[J], EURASIP Journal on Applied Signal Processing,2004,4(5):559-571.

[4] 戴斯获,夏利民,基于保局投影的离线签名识别 [J],计算机工程与应用,2010,46(1):190-193.

[5] 蔡洪滨,施泽生,范晓峰,等. 一种基于小波变换提取拐点的手写签名认证方法[J]. 中国图象图形学报,2003,(3):261-265.

[6] 张莉莎,孙正兴. 基于人工免疫模型的在线手写签名识别方法[J],计算机辅助设计与图形学学报,2007(3):311-317.

[7] 蒋艳凰,白晓敏,杨学军. 数字签名技术及其发展动态 [J]. 计算机应用研究,2000,17(9):1-3.

[8] 余甜甜,唐普英. 基于模板匹配和遗传算法的人眼定位 [J]. 计算机仿真,2007(4):200-202.

作者简介:

肖亚红 女,(1975-),本科,讲师. 研究方向为计算机科学与技术