

# 一种基于小波变换提取拐点的手写签名认证方法

蔡洪滨 施泽生 范晓峰 黄浩 尹社广

(中国科技大学电子科学与技术系, 合肥 230026)

**摘要** 为了对手写签名进行准确认证,介绍了一种基于小波变换的用于提取手写签名笔划坐标-时间曲线拐点的手写签名认证方法,该方法首先采用以高斯函数的二阶导数作为小波基的小波变换技术来进行拐点提取,由于变换后的曲线可以近似认为是原函数的二次导数曲线,它不仅能够从签名笔划曲线中准确可靠地提取出具有特殊意义的拐点,并具有分辨尺度可调的优点,从而提高了认证的普适性;然后以该方法为基础,进行不同签名之间拐点序列的匹配;最后再利用提取的拐点来对签名进行分段和段-段对应处理.若由于利用拐点分段能体现出各分段局部相似性与稳定性不同的特点,因而拉开了真伪签名之间的差距,若进一步与动态时间弯曲算法相结合,即可取得比较满意的认证效果.

**关键词** 模式识别(520·2040) 手写签名认证 小波变换 动态匹配

**中图法分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)03-0261-05

## A Handwritten Signature Verification Method Based on Wavelet Transform to Pick up Inflection Points

CAI Hong-bin, SHI Ze-sheng, FAN Xiao-feng, HUANG Hao, YIN She-guang

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

**Abstract** This paper introduces a method to pick up inflection points in handwritten signature curves. If wavelet is defined as the second derivative of the Gaussian function, and the original curve is seemed as a continuous function, then the curve got after wavelet transform can be nearly seemed as the second derivative of the original function. It is widely known that where the second derivative of a function equals to zero corresponding to its inflection points, so the inflection points in the original curve can be picked up effectively by detecting zero points in its second derivative curve. Besides, because the wavelet has the advantage that it can provide multiple scales to analysis the signature curves, using this method, handwritten signature can be segmented and matched effectively. The distance between two corresponding segments can be measured with Dynamic Time Warping Algorithm (DTWA), which is a widely used dynamic matching algorithm in speech process and has good performance. Because the segmentation implemented by detecting inflection points has different comparability and stability, combined with DTWA, the method can improve the result of signature verification.

**Keywords** Handwritten signature verification, Wavelet transform, Dynamic matching

## 0 引言

在通信领域,用于人们身份证明的在线手写签名,由于其获取的签名信息量大,不易模仿,因而具有很高的安全可靠<sup>[1]</sup>.但是由于手写签名涉及人体的复杂运动,变化非常剧烈,因此为了实现有效而

准确的认证就必须解决下面的问题:

(1) 识别器对真实签名之间的差别不敏感,但对真伪签名的差别则应非常敏感;

(2) 不同人的签名有不同的特点,认证算法应该具有较强的适应性.

直接将整个签名做匹配,由于签名曲线复杂多变,即使是真实签名之间的差异也会非常大,特别是

这样的差别很难与伪签名与真实签名之间的差别有效地区别开来,因此将整个签名进行分段处理作为一种简化的手段就有其必要性.一般认为,拐点作为签名笔划曲线中的特殊点,由于它们所邻接的极值点附近蕴涵着丰富的动态和静态特征<sup>[2]</sup>,因此在对笔划曲线进行分段时,把极值点及附近区域置于字段的中心而非边缘处,就可提高匹配的有效性.由于将拐点作为分段点就可以把极值点置于字段中心,因而拐点具有重要意义.一般可以将提取出来的真实签名中变化较丰富,也较难以模仿的部分,作为与伪签名区别开来的重要特征.

## 1 预处理

签名经过手写板采样后,得到的是水平方向和垂直方向的采样序列  $x(t)$  及  $y(t)$  (有条件的还可获得压力信息  $p(t)$ ). 包括采样处理和尺度归一化的预处理,可在 Win2000 操作系统下进行,而采样点直接从手写板读取,采样时间通过读取操作系统时钟获得,采样时钟精度由操作系统时钟精度决定,约为 15ms (即每 15ms, 操作系统时钟值改变一次),但这一精度对于签名中,运笔较快的部分仍是不够的,因为 15ms 内采样可能会多于一个点,而操作系统时钟的值却不变,那么此时在采样序列中就会出现同一采样时间内有两个或多个采样点的情况,这就需要把这些点合并成一个点;此外,在签名笔画不连续的地方可以连成直线,并按采样间隔重新采样.

## 2 小波变换提取拐点

关键点提取在手写签名认证中相当重要,但是

提取算法一般都比较复杂<sup>[2,3]</sup>. 相比之下,基于小波变换的提取算法则具有如下优点:

(1) 实现简单,只需要做一次卷积计算,提取的效果即相当理想;

(2) 提取尺度可调,由于这有利于处理不同人的签名,因而提高了认证算法的普适性.

定义高斯函数

$$g_a(x) = \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} e^{-\frac{x^2}{2a}} \quad a > 0 \quad (1)$$

小波基函数为

$$\psi_a(x) = \frac{d^2 g_a(x)}{dx^2} \quad (2)$$

小波变换为

$$W_a f(x) = f(x) * \psi_a(x) \quad (3)$$

可以证明

$$\begin{aligned} W_a f(x) &= f(x) * \left( \frac{d^2 g_a(x)}{dx^2} \right) \\ &= \frac{d^2}{dx^2} (f(x) * g_a(x)) \end{aligned} \quad (4)$$

由于基函数为高斯函数,也就是说,可近似地认为小波变换后的曲线,即为变换前曲线的二阶导数曲线,因此,变换后曲线的过零点对应着原曲线的拐点<sup>[1]</sup>.

另外,一般取  $a = 2^j$ ,  $j$  可以作为调整尺度的参数,由于尺度的大小可以直接影响提取出的拐点数目多少,因此,在本识别系统中,小波变换中的尺度有很重要的作用. 图 1 为在不同尺度下,对一个签名样本  $x(t)$  序列的拐点提取效果示例.

由图 1 可见,用尺度可变的小波变换来提取拐点有较好效果. 这样,不同的签名,可以选择不同的  $j$ , 以获得最佳的认证效果. 实验表明,由于在不同尺度下的同一签名,其提取出的拐点数目是不同的,而

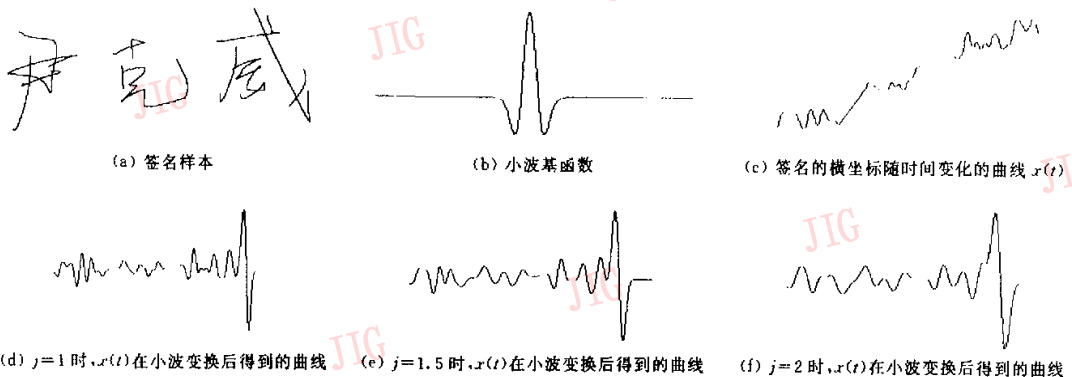


图 1 不同尺度下,一个签名样本拐点的提取效果

同一个人的不同签名,在同一尺度下,其提取出的拐点数目也有差异,因此可以认为,在合理的范围内(拐点数目较适中),所有作为训练用的真实签名,如果在同一变换尺度下,拐点数目的差异(即方差)最小,则该尺度即为对应该签名者的最佳尺度.

### 3 拐点的匹配

从实验中可以看出,用小波变换方法来提取拐点有较好的效果,即大部分的拐点都能被正确地提

取出来.然而由于签名涉及非常复杂的肌肉运动,有时签名者手腕会出现抖动,虽然这些抖动是轻微的和不规则的,但是有可能被检测出来,因此,即使真实签名之间也仍然可能存在拐点数目的差异,也就是说,如何正确地建立拐点的——对应关系,就成了必须要解决的问题.因为如果出现拐点的错误匹配,就会出现段的错位,也将严重影响签名的匹配结果.图 2 显示了同一个人的签名,在微小局部区域的不一致,这可能导致两个签名相同的笔画,局部出现不同的提取结果.

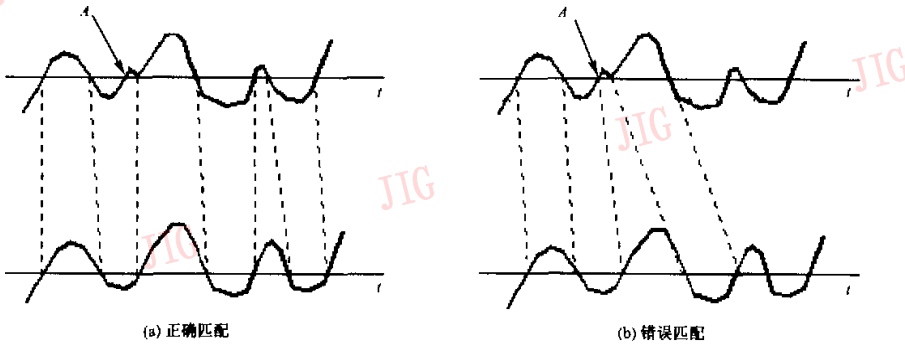


图 2 两个签名经小波变换后得到的曲线上的过零点匹配示意图

考虑到应该滤除这些对应于局部抖动或畸变的拐点,为此可为每个拐点建立稳定度的概念,稳定度定义为

$$R_i = \alpha \times \min \left\{ \frac{d_{i-1,i}}{d_{i-1,i+1}}, \frac{d_{i,j+1}}{d_{-1,i+1}} \right\} \quad (5)$$

其中,  $d_{i,j}$  表示第  $i, j$  个拐点在时间轴上的距离,  $\alpha$  为增益因子常数(使稳定度数值不至于太小).

鉴于大部分由畸变或抖动产生的拐点,在小局部是成对出现的,其对应稳定度也相对较小(不是成对出现的这类拐点,在后面的匹配过程中,应找不到合适的匹配点),因此可以通过选取稳定度门限  $K_R$  (设其为该签名稳定度均值的  $1/3$ ) 来滤除稳定度在门限下的拐点. 稳定度低的点滤除后,可使匹配算法相对简单一点. 对于拐点序列  $(a_1, a_2, \dots, a_k)$  和  $(b_1, b_2, \dots, b_l)$  ( $k, l$  不相等), 定义任两个拐点的距离  $d_{i,j}$  为

$$d_{i,j} = \beta \left| \frac{d(a_i - a_i)}{d(a_k - a_i)} - \frac{d(b_j - b_j)}{d(b_l - b_j)} \right| \quad (6)$$

其中,  $a, b$  分别为对应签名采样序列的起始点,  $\beta$  为增益因子常数,  $d$  为时间轴上的距离.

$T_d$  为设置的距离门限,其值略小于两拐点序列中距离最小的两邻接拐点距离的  $1/2$ . 对于模板上

的每个拐点,在小波变换后待匹配签名曲线(简称待匹配签名曲线)上,取与模板上每个拐点距离最小的拐点,如果它们的距离在门限以下,则认为它们是匹配的,否则认为该点在待匹配签名曲线上找不到匹配点,另外,引入门限还可以防止出现一对多的匹配. 匹配完成后,由于待匹配签名曲线上只剩下匹配的拐点,因此这时还需进行特殊点的引入,即模板上未匹配的拐点,需在待匹配签名曲线的相应位置找一个点建立对应关系,以便使模板上的每个拐点在待匹配签名曲线上都有一个唯一的对应匹配点. 为了使拐点数目(即分段数)较合理,同时尽量避免上面提到的不合理拐点的影响,模板不能是随意选择的,本文中选择的准则是:在真实签名样本中,其选出的模板应使各拐点稳定度的方差最小. 实验表明,本文所采用的算法,在真实签名中,点-点对应的准确率比较令人满意,极少出现明显的签名笔划曲线段的错位匹配.

### 4 段间匹配

在拐点的对应关系建立起来之后,还需要为段间

匹配选择一个性能较好的算法。这里采用的是动态时间弯曲算法(Dynamic Time-Warping Algorithm 或 DTWA),该算法在长序列笔划曲线拐点匹配上,由于误差的累积,没有表现出特别的优越性<sup>[5]</sup>,但在短时语音信号序列的匹配上,它的效果还是不错的<sup>[6]</sup>,这也正符合笔划认证要求,而引入分段技术是希望匹配算法对短序列笔划曲线认证有较好的效果。通过实验,将其与区域相关卷积法进行了比较,在分段后形成的手写签名笔划曲线待匹配短序列上,该算法对真伪签名的区分度更高,识别效果更好。假设模板签名的采样序列为  $\{t(1), t(2), \dots, t(m)\}$ , 待匹配签名采样序列为  $\{s(1), s(2), \dots, s(n)\}$ , 则算法如下:

$$D(1,1)=[t(1)-s(1)]^2, D(2,2)=D(1,1)+[t(2)-s(2)]^2$$

$$D(i,j)=\min \begin{cases} D(i-2,j-1)+0.5 \times [t(i-1)-s(j)]^2 + [t(i)-s(j)]^2 \\ D(i-1,j-1)+[t(i)-s(j)]^2 \\ D(i-1,j-2)+0.5 \times [t(i)-s(j-1)]^2 + [t(i)-s(j)]^2 \end{cases}$$

其中,  $2 < j \leq m, 2 < i \leq n$ 。

最后得到的匹配距离  $d_{DTWA}(t,s)=D(m,n)$ 。

表 1 给出了任意一组签名实验的段间匹配结果(距离均值及标准差)。试验时,真实签名取 5 个,伪签名取 15 个,用 DTWA 来计算真伪签名各笔划曲线段与模板相应各笔划曲线段的段间距离。

表 1 按拐点分段后, 真伪签名各笔划曲线段与模板各笔划曲线段的段间距离

参数	段号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
真实签名	$\bar{d}_T^{DTWA}$	4.1484	2.7404	3.0493	4.4936	3.8715	12.5629	8.8339	5.4531	8.0706
	$\sigma$	1.1749	0.8093	1.2430	1.9016	2.3653	10.6844	2.8578	3.0320	0.9666
伪签名	$\bar{d}_F^{DTWA}$	17.1978	43.2099	65.6122	38.8154	36.5814	45.0365	30.4667	16.9010	15.7722
	$\sigma$	11.8041	17.3267	23.3810	24.7313	12.2198	19.4041	30.0997	8.3234	16.8144

表 2 平均分后, 同一组真伪签名各笔划曲线段和模板各笔划曲线段的段间距离

参数	段号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
真实签名	$\bar{d}_T^{DTWA}$	8.1568	12.4239	14.5920	10.7420	13.3569	14.0051	9.9793	22.4099	142.838
	$\sigma$	2.9233	3.2203	12.6197	2.9512	5.4336	4.4187	4.0690	6.8656	32.5634
伪签名	$\bar{d}_F^{DTWA}$	11.4046	14.6711	19.9144	15.4233	20.2497	9.7220	12.9505	29.0424	105.826
	$\sigma$	4.0955	19.8856	20.5942	19.0275	20.5942	3.5497	14.8783	36.2444	9.2472

若横坐标和纵坐标分开考虑,则依该公式均可得到一个匹配距离,它们归一化后相加即可得到最终的两个签名的总的匹配距离。

若假设真伪签名字段与模板字段的距离服从正态分布,则理论上最佳判决门限的选取如图 3 所示。

实验选择了 15 个签名者,本人提供签名 11 个,

表 2 给出了对同一组签名进行平均分后得到的匹配结果。

从表 1、表 2 可见,用小波变换提取拐点,不仅能非常有效地把签名中相对稳定,并有利于将识别的笔划曲线段提取出来,而且能大大提高真伪签名的区分度。同时证明,拐点分段较平均分段识别效果要好,并能够拉开类间类内的距离。假设签名训练样本集为  $S$ , 真签名集合为  $S_T$ , 伪签名样本集为  $S_F$ , 则在实现整个签名与模板的匹配时,为了突出有利于认证的签名笔划曲线段,模板必须与真实签名的匹配距离较小,方差也小,这样与伪签名的匹配距离则较大,这样模板上的每个分段在训练后,即获得的一个权值  $\lambda$ , 定义如下

$$\lambda = A \times \left( \frac{\bar{d}_T^{DTWA}}{\bar{d}_F^{DTWA}} \right)^M / \sigma^2 \quad (7)$$

其中,  $\bar{d}_T^{DTWA}$  为训练用的所有真实签名样本第  $i$  段与模板第  $i$  段的匹配距离均值,  $\sigma^2$  为方差;  $\bar{d}_F^{DTWA}$  为训练用的所有伪签名样本第  $i$  段与模板第  $i$  段的匹配距离均值;  $A, M$  均为经验常数,用于限制计算结果的数量级。识别时,签名(设为  $s$ )与模板(设为  $t$ )之间的距离公式为

$$d(t,s) = \sum_i \lambda_i \times d_{DTWA}(t_i, s_i) \quad (8)$$

其中,  $t_i$  是模板  $t$  的第  $i$  段,  $s_i$  为待匹签名的第  $i$  段。

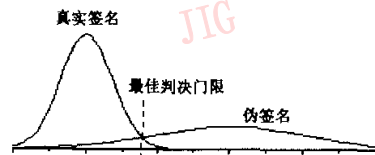


图 3 最佳判决门限示意图

再刻意模仿其他 14 人的签名各 5 个,即每个签名有 1 个模板,10 个真实签名及 70 个伪签名,试验时,对其中 5 个真实签名及随机抽取的 15 个伪签名进行训练,对其余签名进行测试,在严格限制误纳率的情况下(实际门限比最佳门限更偏向真实签名一侧),得到的认证效果是误拒率约为 9%,误纳率为 0,此时,即使是用描的方式获得的非常相似的伪签名,也能识别出来。

### 参考文献

- 1 Plamondon R, Lorette G. Automatic signature verification and writer identification—The state of the art [J]. Pattern Recognition, 1989, 22(2):107~131.
- 2 Brault Jean-Jules. Segmenting Handwritten Signatures at their perceptually important points [J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Intell., 1993, 15(9):953~957.
- 3 张葵,金先级,裴先登. 签名动态特征的特殊点抽取方法[J]. 计算机工程与应用, 1997(6):38~41.
- 4 Mallat Stephane. Zero-crossings of a wavelet transform [J]. IEEE Trans. Information Theory, 1991, 37(4):1019~1033.
- 5 Parizeau M, Plamondon R. A comparative analysis of regional correlation, dynamic time warping, and skeletal tree matching for signature verification [J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Intell., 1990, 12(7):710~717.
- 6 Rabiner L, Bing-Hwang Juang. Published by prentice hall PTR, 1993. 语音识别基本原理[M]. (英文影印版), 北京:清华大学出版社, 1999, 8.



**蔡洪滨** 1978 年生,现为中国科学技术大学电子与技术系硕士研究生,主要研究领域为图象识别及图象处理。



**施泽生** 1937 年生,1960 年毕业于华中理工大学,现任中国科学技术大学电子科学与技术系教授,博士生导师,从事图形自动输入、图象识别、人工智能与机器学习等方面的科研与教学工作,近期发表论文近 30 篇。



**范晓峰** 1976 年生,2001 年获中国科学技术大学电子科学与技术系硕士学位,现在中兴通信有限公司工作,研究方向为小波及图象处理,发表论文 2 篇。



**黄浩** 1969 年生,为中国科学技术大学电子科学与技术系硕士研究生,研究方向为图象处理及机器学习。

**尹社广** 1976 年生,2002 年获中国科学技术大学硕士学位,主要研究方向为多媒体通信及图象处理。

## 第三届全国虚拟现实与可视化技术及应用学术会议

### 会期更改紧急通知

根据各方面反馈意见,经磋商决定:中国计算机学会虚拟现实与可视化技术专业委员会和中国图象图形学会虚拟现实专业委员会联合主办、国防科技大学承办的第三届全国虚拟现实与可视化技术及应用技术会议,将提前于 2003 年 9 月 28~30 日在长沙、张家界举行,论文投稿截止与录用通知的时间不变。