

结合模糊理论的动态匹配脱机签名鉴定研究

田 伟 乔谊正

(山东大学控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘 要 为快速并准确地进行脱机签名鉴定, 提出了一种结合模糊理论建立动态匹配目标函数用于鉴定的新方案。鉴于签名图像具有投影特征提取简单的特点, 该方案通过选择合适的隶属度函数, 归纳出动态匹配所必需的目标函数式, 并给出了相应的求解方法。同时还根据实验结果讨论了新方案中参考样本的选择和判别阈值对鉴定结果的影响, 并与其他方案的实验结果进行了比较, 结果表明, 该方案是有效的。

关键词 脱机签名鉴定 投影特征 动态规划 模糊理论

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)01-0124-05

Off-line Signature Verification based on Dynamic Matching with Fuzzy Modeling

TIAN Wei QIAO Yizheng

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061)

Abstract A novel approach to building up an objective function of dynamic matching combined with fuzzy modeling is presented in order to carry out off-line signature verification quickly and accurately. Considering that the projection profiles for feature extraction are very simple, the scheme chooses a suitable membership function to obtain the objective function and dynamic programming is carried out. Then the influence of selecting the reference signature sample and threshold decision is discussed. Some satisfactory experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed scheme when compared with other schemes.

Keywords off-line signature verification projection profiles dynamic programming fuzzy modeling

1 引 言

自动签名鉴定通常分为联机 and 脱机两大类。与联机签名鉴定相比, 脱机签名鉴定因为受设备约束少, 所以具有更广泛的实用范围, 但是由于脱机签名丢失了在书写过程中的动态信息, 因此实现准确鉴定的难度更大。

目前国内外研究者对脱机签名鉴定问题的研究正在不断加深^[1~7]。文献[3]和文献[4]采用模糊理论建模进行脱机签名鉴定, 其共同点是它们都利用 Takagi-Sugeno model 的方法进行建模, 而不同之处则在于隶属度函数的不同或是特征提取方法的不

同; 文献[5]和文献[6]先采用欧氏距离来建立动态匹配目标函数, 然后利用投影特征动态匹配的方法分别对语音和脱机签名进行识别和鉴定; 文献[7]采用几何特征提取方法, 分别将欧氏距离、隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)和支持向量机(support vector machine, SVM)作为分类器进行签名鉴定。在分析以上文献的基础上, 本文提出了一种运用模糊理论构建动态匹配目标函数来进行脱机签名鉴定的新方案。

该方案的创新之处在于, 利用投影特征提取简单的特点, 通过选择合适的隶属度函数, 建立了动态匹配所需的目标函数, 并给予了相应的求解方法。另外, 仿真实验还采用文献[7]中的签名样本库, 分

基金项目: 山东省自然科学基金项目(Y2002G02)

收稿日期: 2006-03-28 改回日期: 2006-09-14

第一作者简介: 田伟(1979~), 女。现为山东大学控制科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为模式识别与人工智能等。Email: tianwe@mail.sdu.edu.cn

别讨论了新方案中的参考样本及其判别阈值对鉴定结果的影响, 并将实验结果与文献 [7] 中的鉴定结果做了比较, 比较结果表明, 本文的方法是有效的。

2 特征提取及最优目标函数

2.1 签名投影特征

由于签名的投影特征中包含了书写人的书写特性, 因此可以利用此种特性来进行签名鉴定。图 1 显示了经过去噪和二值化处理后的真签名和伪签名在垂直方向上的 1 维投影。由图 1 可以看出, 投影特征能够揭示真伪签名的差别。

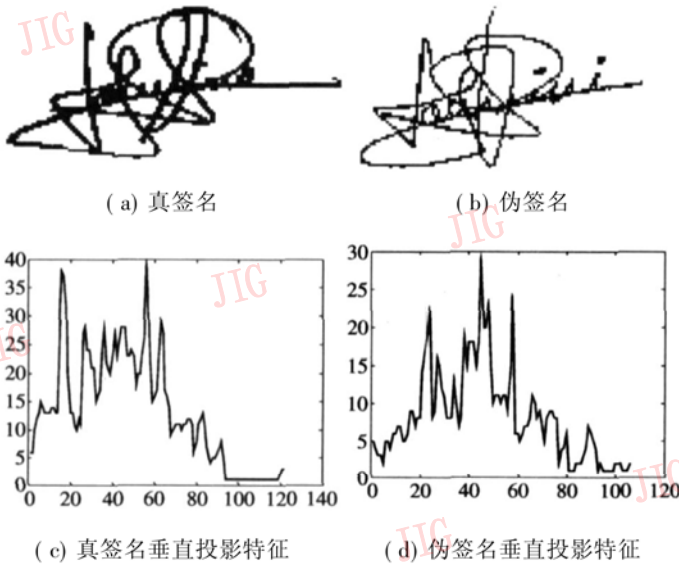


图 1 真签名和伪签名垂直投影特征比较

Fig 1 The comparison of genuine projection and forgery projection along the vertical direction

2.2 目标函数及其求解

为定义最优目标函数, 本文引入了模糊理论, 首先将参考样本和测试样本的投影分别命名为参考投影和测试投影, 分别表示为 $R = \{r_{i_k}, k = 1, 2, \dots, L_1\}$ 和 $V = \{v_{j_k}, k = 1, 2, \dots, L_2\}$ 。 i_k, j_k 分别表示参考样本和测试样本投影的横坐标。由于手写或者扫描设备的问题, 可能造成测试投影中的 v_{j_k} 对于鉴定结果有积极或者消极的影响, 为此定义 V 为对鉴定结果影响有积极效果的投影特征模糊集合, 选择其隶属度函数为

$$U_{i_k} = \exp \left[-\frac{(v_{j_k} - r_{i_k})^2}{\sigma^2} \right] \quad (1)$$

上式含义为在 r_{i_k} 和 σ^2 (V 的方差) 确定的情况下, v_{j_k} 隶属于模糊集合 V 的程度。其值越接近 1 就表明 v_{j_k} 属于模糊集合 V 的可能性越大, 也即对鉴定

结果的影响积极作用越大。由此在该方案中, 对于某一方向的参考投影的坐标点 $i_k, 1 \leq k \leq L_1$, 可通过在测试投影中的某一限定范围内寻找到与之对应的映射点 $j_k, 1 \leq k \leq L_1$ 来构造最优化目标函数 (见图 2)

$$D(R, V) = \max_F \prod_{k=1}^{L_1} U_{i_k} \quad (2)$$

式中, $F = \{j_k, k = 1, \dots, L_1\}$ 。

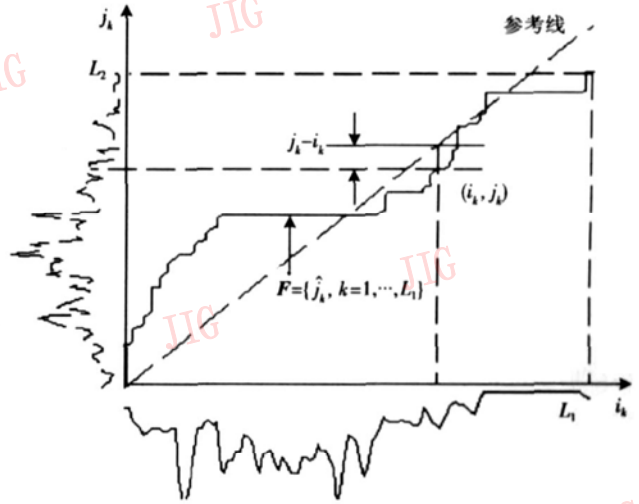


图 2 参考样本和测试样本投影特征映射关系图

Fig 2 The mapping figure of the reference projection and the test projection

根据上面分析, 可将鉴定问题划归为寻找最优映射点差值最小的问题, 而式 (2) 给出的最优匹配问题就能通过动态规划来得到有效的解决, 其基本的算法如下:

(1) 初始条件

$$g(i_0, j_1) = d(i_0, j_1) = d(1, 1) \quad (3)$$

(2) 动态方程

$$g(i_k, j_k) = \max \begin{cases} g(i_k, j_k - 1) \times d(i_k, j_k) \\ g(i_k - 1, j_k - 1) \times d(i_k, j_k) \\ g(i_k - 1, j_k) \times d(i_k, j_k) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $j_k - r \leq i_k \leq j_k + r$, r 为调整的步长范围。

(3) 最终求解

$$D(R, V) = \frac{1}{L_1 + L_2} g(i_{L_1}, j_{L_1}) \quad (5)$$

由此可得到最优映射序列 $F = \{i_k, k = 1, \dots, L_1\}$ 。即实现了参考投影和测试投影的最优匹配 (如图 3 所示)。图 3(a) 为在同一坐标中给出的图 1(c) 和图 1(d) 两个签名的垂直投影特征比较图, 图 3(b) 给出了利用求得的最优映射序列 F 对图 3(a) 进行调整后的对比图。

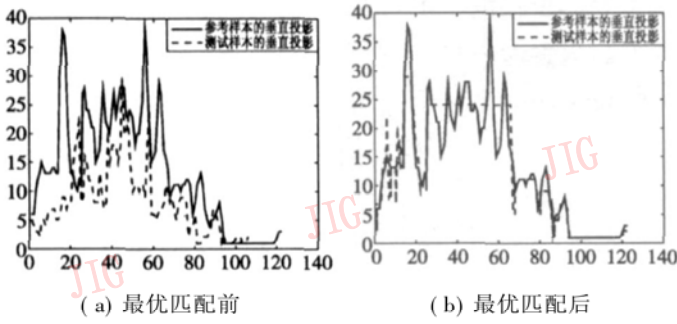


图 3 最优匹配前后参考样本和测试样本垂直投影比较
Fig 3 The superposition of the two vertical projections before and after optimal matching

3 训练及鉴定

3.1 训练过程

由图 3(b)可以看出, 由最优映射序列 F 调整后得到的曲线和参考投影的曲线基本重合, 因此完全可以取相应位置的变动 $\{[\hat{j}_k - i_k], k = 1, \dots, L_1\}$ 来表征两者的书写特征的改变。对于同一书写人的 N 个签名样本, 选取其中之一作为参考样本, 其余 $(N - 1)$ 个作为训练样本, 参考样本的选取将在下面的 4.1 节中讨论。第 n 个训练样本的坐标点 i_{nk} 先通过式 (2) 求解得到的最优映射点为 \hat{j}_{nk} , 然后求解 $\{[\hat{j}_{nk} - i_{nk}], k = 1, \dots, L_1 | n = 1, \dots, N - 1\}$ 得 $(N - 1)$ 维列矢量 $Y_n = [\hat{j}_{n1} - i_{n1}, \hat{j}_{n2} - i_{n2}, \dots, \hat{j}_{nL_1} - i_{nL_1}]^T, n = 1, \dots, N - 1$ 。对于每个签名者来说, 位置变化的统计数据可以通过这些矢量点的均值 μ 和协方差矩阵 Σ 来表示, 此时

$$\mu = \frac{1}{N - 1} \sum_{n=1}^{N-1} Y_n \quad (6)$$

$$\Sigma = \frac{1}{N - 1} \sum_{n=1}^{N-1} (Y_n - \mu)(Y_n - \mu)^T \quad (7)$$

对于实际的签名鉴定而言, 收集大量的真签名样本是非常困难的, 当训练样本数小于特征矢量维数的时候, 由式 (7) 给出的协方差矩阵估计式是不可靠的, 它可能是奇异的, 这样就导致式 (14) 给出的距离测量不能被计算出来。因此, 协方差矩阵的估计就显得尤为重要。

大家知道, 签名问题是一个两类模式识别问题, 协方差矩阵估计 $\hat{\Sigma}$ 是一个由下式给出的混合矩阵^[8]:

$$\hat{\Sigma}(\alpha) = \alpha_1 \text{diag}(\Sigma) + \alpha_2 \Sigma \quad (8)$$

式中, Σ 是样本协方差矩阵, $\text{diag}(\Sigma)$ 是 Σ 的对角矩阵, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2]^T$ 是混合参数, 且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

估计过程也就是循环迭代调整 α_1 和 α_2 的过程, 使得与之响应的协方差矩阵训练样本中的 LOOC (leave-one-out covariance matrix estimate) 最大, 即

$$LOOC \approx \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| -\frac{P}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |G_2| (1 - K_2 d_2) \right| - \frac{1}{2} \left| \frac{N}{N - 1} \right|^2 \left| \frac{d_2}{1 - K_2 d_2} \right| \quad (9)$$

其中:

$$G_2 = \alpha_1 \text{diag}(\Sigma) + \frac{\alpha_2(N - 1)}{(N - 2)} \Sigma \quad (10)$$

$$K_2 = \frac{\alpha_2 N}{(N - 2)(N - 1)} \quad (11)$$

$$d_2 = (Y_k - \mu)^T G_2^{-1} (Y_k - \mu) \quad (12)$$

P 是特征矢量的维数。

一旦 α 的最优值被估计出来, 则协方差矩阵估计就可以由式 (8) 计算出来。详细的方法可以在文献 [8] 中找到。

3.2 鉴定过程

在鉴定阶段, 可将测试样本的投影与训练集中的参考样本的投影进行最优匹配, 此时得到最优映射序列 F , 则位置变化矢量 P 的分量为

$$P(k) = \hat{j}_k - i_k, k = 1, \dots, L_1 \quad (13)$$

利用 Mahalanobis 距离 $d(P, \mu, \Sigma)$ 来测量输入测试样本和训练样本的差异, 公式如下:

$$d = (P - \mu)^T \Sigma^{-1} (P - \mu) \quad (14)$$

如果 $d > \tau$ 则判定测试样本为伪签名, 否则为真签名。 τ 为判别阈值。

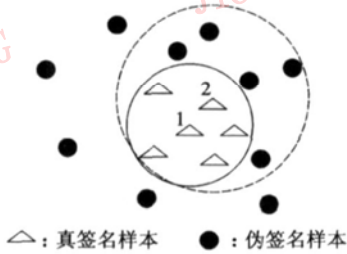
4 实验

本文所用签名样本库与文献 [7] 相同, 可从 <http://www.gpds.ulpgc.es/download/index.html> 下载。该样本库包含了 39 个人的签名: 每个人的签名包括 24 个真签名和 30 个伪签名。签名均采用 “PNG” 格式存储, 通用名称为 “n-xx-yy.png”, 当 “n” 为 c 时, 表示真签名, 当 “n” 为 g 时, 则表示伪签名; “xxx” 表示第 xxx 个人的签名, $001 \leq xxx \leq 039$ “yy” 表示是第 xxx 个人的第 yy 个签名, 真签名中, $01 \leq yy \leq 24$ 伪签名中, $01 \leq yy \leq 30$ 。

4.1 参考样本选取对鉴定结果影响

鉴定过程中, 测试样本要与参考样本进行比较, 因此参考样本的选取将直接影响到鉴定的性能。图 4

给出了两种不同参考样本选择的结果, 实心线和虚线的圆圈分别表示以真签名 1 和 2 为参考样本需要包含所有真签名时的最小包含边界。由此可看出, 选择样本 1 为参考样本将增大与其他真签名的相似性, 而以样本 2 为参考样本的鉴定错误率则可能会上升。



△: 真签名样本 ●: 伪签名样本

图 4 不同参考样本选取结果

Fig 4 Effect of selecting a signature as a reference one

为了验证不同参考样本对签名鉴定的影响, 以便选择出合适的参考样本, 共做了 4 次实验, 每次选用 12 个真签名作为训练样本, 同时分别选取每一个训练样本作为参考样本, 实验结果及实验条件见表 1 表 1 中阴影部分数据表示投影特征长度接近训练样本投影特征平均长度的参考样本及其鉴定结果。

表 1 不同参考样本选择对鉴定结果的影响

Tab. 1 Effect of the verification results for selecting reference samples

第 1 次实验				第 2 次实验				第 3 次实验				第 4 次实验			
yy 值	投影长度	FRR (%)	FAR (%)	yy 值	投影长度	FRR (%)	FAR (%)	yy 值	投影长度	FRR (%)	FAR (%)	yy 值	投影长度	FRR (%)	FAR (%)
01	87	16.7	16.7	01	87	16.7	16.7	01	87	8.3	6.7	02	130	25.0	26.7
02	130	8.3	20.0	04	106	16.7	13.3	03	122	16.7	16.7	04	106	16.7	36.7
03	122	8.3	6.7	05	132	16.7	23.3	05	132	16.7	23.3	06	120	25.0	16.7
04	106	0.0	3.3	07	133	16.7	10.0	07	133	8.3	6.7	08	116	16.7	13.3
05	132	16.7	6.7	09	109	8.3	20.0	09	109	16.7	16.7	10	137	25.0	16.7
06	120	16.7	13.3	12	120	16.7	16.7	11	101	16.7	23.3	12	120	25.0	16.7
07	133	8.3	10.0	13	104	33.3	40.0	13	104	25.0	16.7	14	100	16.7	26.7
08	116	8.3	6.7	15	108	8.3	26.7	15	108	8.3	13.3	16	107	8.3	23.3
09	109	8.3	13.3	17	121	16.7	26.7	17	121	25.0	6.7	18	108	8.3	13.3
10	137	8.3	16.7	20	101	25.0	26.7	19	113	16.7	13.3	20	101	16.7	20.0
11	101	8.3	16.7	22	112	16.7	13.3	21	126	16.7	20.0	22	112	8.3	10.0
12	120	8.3	13.3	23	109	16.7	26.7	23	109	16.7	20.0	24	108	16.7	20.0

4 2 判别阈值对鉴定结果影响

签名鉴定有以下两种类型的错误判决率: 错误拒绝率 (false rejection rate, FRR), 是指当一个真签名被拒绝时的错误率; 错误接受率 (false acceptance rate, FAR), 是指当一个假签名被接受时的错误率。图 6 显示了以 “c-001-yy”, $1 \leqq yy \leqq 12$ 为训练样本时, 不同阈值对鉴定结果的影响。由图 6 可以看出, 不同的阈值对于鉴定结果有很大的影响, 在两曲

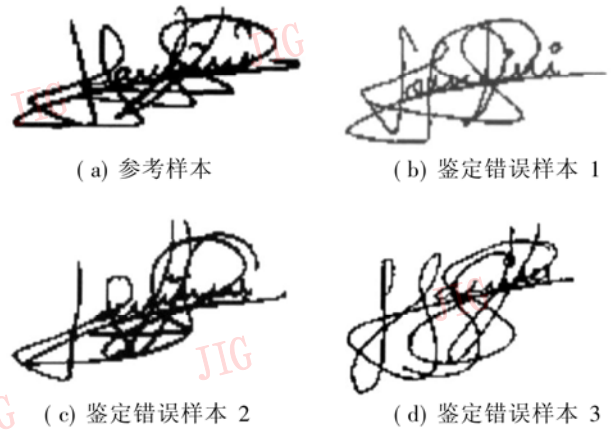


图 5 参考样本及一次实验中鉴定错误样本

Fig 5 Reference sample and false samples in an experiment

由表 1 可以看出, 采用不同的参考样本对实验结果有较大的影响, 而采用接近训练样本平均投影特征长度的签名作为参考样本的实验结果则具有一定的优势。图 5 显示了将 “c-001-yy”, $1 \leqq yy \leqq 12$ 作为训练样本时所得到的参考样本以及判定过程中被鉴定错误的签名样本图像。本文以下的实验, 均选取接近投影特征平均长度的签名作参考样本。

线间有一个交点, 而此交点也就是文献 [7] 进行阈值选择的一个参考点。为方便下面与参考文献 [7] 比较, 本文也采用文献 [7] 的阈值选择方法。

4 3 全部签名鉴定结果

实验共对签名样本库中的 39 个人的签名分别进行了 10 次, 每次随机选 12 个训练样本。图 7 显示了全部鉴定完毕的一次实验结果, 横坐标表示第几个人的签名, 纵坐标表示相应的 FRR 和 FAR 值。

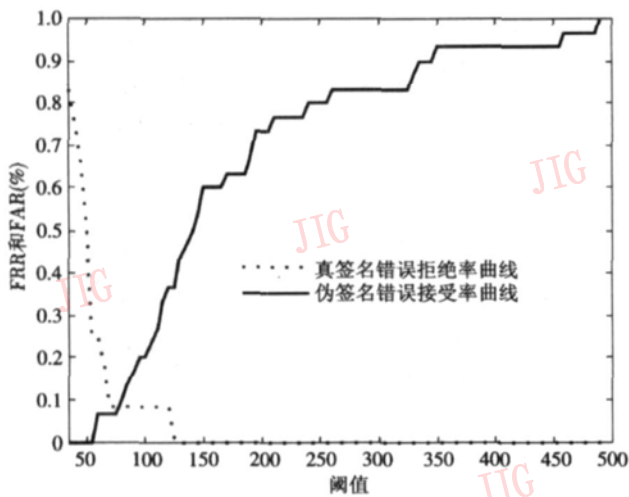


图 6 不同阈值对鉴定结果的影响

Fig 6 Effect of the verification results for different decision thresholds

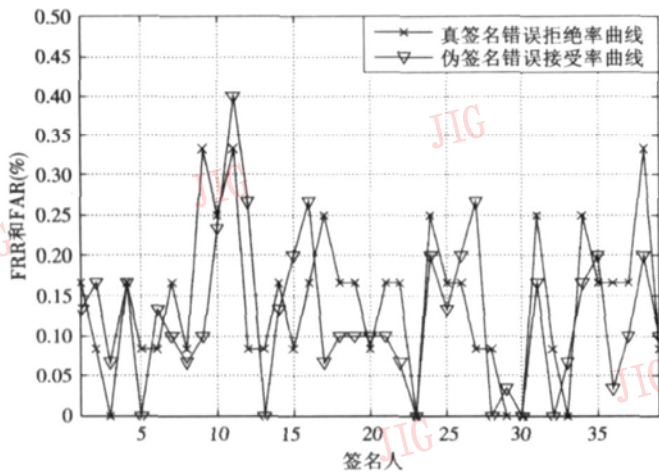


图 7 不同个人签名的 FRR 和 FAR 曲线

Fig 7 FRR and FAR curves for different signatures

表 2 给出了所有签名 10 次实验结果的平均值及其与文献 [7] 的鉴定结果的比较。由表 2 中的数据可看出, 采用本文的方法, 其鉴定结果优于采用 SVM 和欧氏距离方案的结果, 与采用 HMM 方案的结果相近, 但是本文所采用的特征提取方案、训练和鉴定过程的计算复杂度都要小于文献 [7] 的 SVM

表 2 不同鉴定方法结果比较

Tab 2 The comparison of the results with different verification methods

	HMM	SVM			欧氏距离	本文方法
		Lineal	Poly	RBF		
FRR (%)	14 10	21 06	15 41	15 41	16 21	14 32
FAR (%)	12 60	18 54	15 64	13 12	15 66	12 40

注: Lineal, Poly 和 RBF 分别表示 SVM 中的线性核函数、多项式核函数和径向基核函数。

和 HMM 方案。本文方案之所以优于其他方法的主要原因在于, 本文利用了投影特征提取简单的特性, 并由于引入了合理的模糊隶属度函数构造出动态匹配所需的目标函数, 从而提高了匹配的有效度。

5 结论

(1) 本文引入模糊理论不仅更有利于动态特征匹配过程中所需目标函数的建立, 而且丰富了其理论依据, 通过和文献 [7] 的实验结果相比较, 证明本文方法是有效的;

(2) 本文采用的投影特征提取方式不仅简单方便, 计算复杂度低, 而且其引入的协方差矩阵的估计方法更符合训练样本少的特点, 因此具有一定的现实意义;

(3) 实验结果表明, 参考样本和阈值选择对鉴定结果的影响较大, 因此合理地选择参考样本和阈值很重要, 今后应致力于最优参考样本的选择方法研究。

参考文献 (References)

- Mizukami Y, Yoshimura M, Miki H, et al. An off-line signature verification system using an extracted displacement function [J]. *Pattern Recognition Letters* 2002, 23(13): 1569~1577.
- Lv Hairong, Wang Wen-yuan, Wang Chong, et al. Off-line Chinese signature verification based on support vector machines [J]. *Pattern Recognition Letters* 2005, 26(15): 2390~2399.
- Ham and lu M, Yusof M H M, Madasu V K. Off-line signature verification and forgery detection using fuzzy modeling [J]. *Pattern Recognition* 2005, 38(3): 341~356.
- Ham and lu M, Murali Mohan K R, Chakraborty S, et al. Fuzzy modeling based signature verification system [A]. In: *Proceedings of Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition [C]*, Seattle, WA, USA, 2001: 110~114.
- Sakoe H, Chiba C. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 1978, 26(1): 43~49.
- Fang Bin, Leung C H, Tang Y Y, et al. Off-line signature verification by the tracking of feature and stroke positions [J]. *Pattern Recognition* 2003, 36(1): 91~101.
- Ferrer M A, Alonso J B, Travieso C. Offline geometric parameters for automatic signature verification using fixed-point arithmetic [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 2005, 27(6): 993~997.
- Hoffbeck J P, Landgrebe D A. Covariance matrix estimation and classification with limited training data [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1996, 18(7): 737~767.