

动态手写签名验证技术概述

沈峰 杨飞 袁余良 潘金贵

(南京大学软件新技术国家重点实验室 计算机科学与技术系 南京210093)

A Survey of Dynamic Handwritten Signature Verification

SHEN Feng YANG Fei YUAN Yu-Liang PAN Jin-Gui

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Computer Science and Technology Department, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract With the development of e-commerce, people are attaching more importance to biometrics authentication techniques. Dynamic handwritten signature verification is an effective one. This paper introduces the basic process of dynamic handwritten signature verification, some algorithms in use and performance evaluation.

Keywords Handwritten signature verification, Signal matching, Hidden Markov model, Biometrics

1. 引言

随着电子商务的发展,对个人身份认证提出了更高的要求。传统的密码认证在安全性上存在着一定的限制,在这种情况下,基于生物识别(Biometrics)的个人身份认证技术越来越受到人们的重视。手写签名验证(Handwritten Signature Verification, HSV)是其中有效的认证技术之一。特别是随着各种手写输入设备和掌上电脑的使用,动态手写签名验证或在线手写签名验证技术正越来越受到人们的重视。

签名是一种传统的身份鉴别方法之一,在银行、金融等领域有着广泛的应用,利用签名来鉴别身份已普遍被人们接受,且成本不高。签名是人的行为特征之一,不同的人由于生理构造、习惯等方面的原因,其签名具有很强的个性,不易被模仿。尤其是动态签名验证利用了签名时的笔所反映的速度、加速度、压力及其变化这些动态行为特征,具有较高的可靠性。

本文介绍了动态手写签名验证的基本过程、使用的算法以及性能评价的方法。

2. 动态手写签名验证的基本过程

手写签名验证的基本思想就是两类模式识别,将签名分类为用户本人签名和他人伪造签名。其过程就是一般的模式识别的基本过程,具体如图1所示。主要分为两部分,一是利用签名样本设计分类器,二是利用设计好的分类器验证签名。签名一般是通过手写版采样获得的,但有的是通过摄像机拍摄获得的^[13,14]。签名为一多通道的数字信号,可以描述为 $S(t) = [x(t), y(t), \dots]^T$, $t=0, 1, \dots, n$, 每个向量可以包括位置、速度、压力等信息。这与静态手写签名验证不同,后者主要把签名看成是一幅数字图像来处理。

数据预处理包括对签名的缩放、旋转以及计算部分导出数据(如计算速度),对数据的平滑处理以消除签名时的随机因素。特征提取利用经过预处理的数据计算签名的特征数据,签名的特征主要可分为全局特征和局部特征两类。全局特征是由签名的所有采样点的数据计算而得,如签名的平均速度、平均压力等;局部特征则是在签名的每个采样点上计算出来

的数据,如该点的速度、压力等,对于局部特征,由于采样的频率比较高,所得的数据中有很多冗余,不能把所有的采样点用于分类器设计,必须从中选取特征点。一般是通过重采样和通过分析字形的特征来抽取特征点^[2,12]。

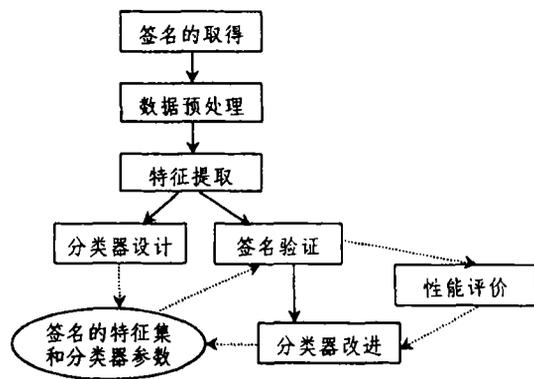


图1 手写签名验证的基本过程

分类器设计主要是利用签名的全局特征和局部特征来进行的,一旦分类器设计完毕,签名验证过程只是将被验证的签名输入分类器得出一个评价,将其与一个阈值比较,得出是用户本人签名还是他人伪造签名的结论。性能评价是对分类器的效果进行评价,得出结论,以便进行分类器的改进,如调整分类器的参数、调整阈值等。

3. 分类器设计

签名验证分类器的设计一般是利用签名的全局特征和局部特征分别进行,然后再综合给出分类的结果。局部特征一般很难模仿,因此基于局部特征的分类器是设计好签名验证分类器的关键。但是由于局部特征数量巨大,同一用户的签名之间亦有很大的变化,因此设计比较困难。目前应用的主要有两种方法,第一种是基于模版匹配的分类器,即直接利用训练样本构建参考样本,然后通过利用信号匹配算法计算测试样本与参考样本之间的距离来分类;第二种是把签名的过程看成是一随机过程——马尔可夫过程。分类器的设计即利用训练

沈峰、杨飞、袁余良 硕士研究生,研究方向为多媒体技术与网络应用。潘金贵 教授,博士生导师,从事中间件、Agent 技术及多媒体技术等研究。

样本来构建签名的隐马尔可夫模型来描述,分类即判别测试样本与该模型的匹配程度。近年来,随着神经网络在模式识别领域的广泛使用,也有人将神经网络用于签名验证。

3.1 基于全局特征的分类器

签名有各种各样的全局特征,如:签名的时间、笔划数;签名的平均速度(加速度)、最大速度(加速度)、速度(加速度)的过0次数;签名的平均压力、最大压力等。

文[1]回顾了各种文献中在签名验证时使用的全局特征,最多的有210种。由于训练样本数很少,一般不超过10个,不宜使用很多的全局特征,因此设计基于全局特征的分类器一个主要问题就是如何进行特征选择,从中选出有效的全局特征。目前,全局特征选择很少使用,只有文[16]提出了三种特征选择的方法,但是其选择利用了其他人的签名和伪造者的签名,在实际中不具有很强的可行性。

特征选择可以预先选出,也可以根据每个人的签名动态选出,一般来说后者比前者更具隐秘性,且后者有更好的效果。特征对于分类的有效性可以用类别可分离性判据来衡量,但实际上只能得到一类样本(用户本人签名),另一类样本(伪造者签名)无法得到,利用判据有困难。我们可以利用以下一些方法来做出判断,选出的特征要满足以下条件:①使类内的距离尽量小;②特征间相互独立;③该特征不易被人模仿(可以由专家预先给出评估值)。这三个条件可以用于作为特征选择的标准,接下来可以使用穷举法、分支界限法、模拟退火算法、遗传算法等算法来进行特征选择。特征选择后,就可用统计方法(如线性判别函数、距离判别函数)或神经网络方法^[4]来设计分类器。全局特征由于其易模仿性,在签名验证中不占主要地位,但可以与局部特征分类器相结合来共同构成签名分类器。

3.2 基于模版匹配的分类器

设计基于模版匹配的分类器主要有两个问题:一是,如何利用训练样本构建参考样本(模版);二是,如何计算两个样本之间局部特征的相似性。第一个问题可以有以下几种方法:

①直接用训练样本作为模版;

②从训练样本中选择若干样本作为模版,即利用样本间的相似性,使用聚类算法从 M 个训练样本中寻找 $N(N < M)$ 个最相似的样本作为模版,也可以动态生成几个子类,从每个子类中寻找一个样本共同构成模版;

③从训练样本创建模版,但是由于样本的特征量大,因而实现难度较大。文[5]利用下面的 DTW 算法提出了一种基于笔划的模版构造方法,文[12]则利用多到一的匹配算法来构造模版。

对于第二个问题,由于每个签名的局部特征可看成是一多通道数字信号 $S(t)$,因此可用信号匹配算法来解决。目前在签名验证中使用的信号匹配算法都来自于语音识别技术,主要有:区域相关算法;动态时间规正算法;树匹配算法。

区域相关(Regional Correlation, RC)算法^[8,9]是最早的用于签名信号匹配的算法,其基本思想就是把样本分为相等数目的区域,称为段(Segment),然后通过信号的平移来达到相对应的段之间相关区域的最佳的匹配。设两个样本信号 $R(t)$ 和 $S(t)$ 的第 i 段某种信号(如压力、速度等)分别为 $r'(t)$ 和 $s'(t)$,算法通过改变 τ 的值求解两段的相关系数 $C =$

$$\frac{\max_{\tau} \sum_i r'(t+\tau)s'(t)}{\left[\left[\sum_i r'(t)^2 \right] \left[\sum_i s'(t)^2 \right] \right]^{1/2}},$$

利用该系数作为这两段信号

相似程度的衡量标志。

虽然该方法简单,但是困难的是如何分段,文[18]给出了一种可行的分段算法,但是签名本质上是一个连续的整体,分段破坏了这一点,因此该方法目前已经很少用了。

动态时间规正(Dynamic Time Warping, DTW)算法^[24,26,7,13,14]又称为动态规划匹配(Dynamic Programming Matching, DPM)算法。设两信号为 $R = \{r(t) | 1 \leq t \leq T_r\}$ 和 $S = \{s(t) | 1 \leq t \leq T_s\}$,距离函数为 $Dist(r(t_r), s(t_s))$,则两信号

的距离可定义为 $D(R, S) = \min_{\phi} \sum_{t=1}^T Dist(r(\phi_r(t)), s(\phi_s(t)))$,

其中 $\phi = (\phi_r, \phi_s)$ 为时间规正(warping)函数,因此算法的关键就是求解该函数,具体可利用动态规划的方法来实现。设 (t_r, t_s) 为 warping 路径上的一点,则下一点可取为 (t_r+1, t_s) 、 (t_r, t_s+1) 、 (t_r+1, t_s+1) ,这将由点 (t_r, t_s) 到这三点的距离确定,取距离最小者为下一点。利用此方法,可从起始点递归求出 warping 路径,同时也可求出 $D(R, S)$ 。文[6]提出了连续的 DTW 算法,即把信号看成是连续信号,匹配时可以利用两相邻向量之间的插值点作为匹配点,以达到最优匹配。DTW 算法是目前比较流行的用于签名验证的信号匹配算法。

树匹配(Tree Matching, TM)算法^[19]该方法把签名数字信号量化为一棵树,然后通过树匹配算法来计算两个签名数字信号之间的距离。树匹配方法的主要特点在于把数据经过处理转化为特征树之后,样本数据较少,储存、传输数据方便。

文[17]综合比较了上述三种信号匹配算法在签名验证中的效率和性能,指出 RC 的效率最高而 TM 的效率最低,在不同的情况下三者性能上互有高低。

3.3 隐马尔可夫模型

隐马尔可夫模型(HMM)^[20,21]描述一个经过有限状态的随机过程,该过程同时表现为一连续的或离散的随机信号(观察序列)。HMM 不但其状态的转换是随机的,而且状态的表现(观察信号)也是随机的,因而是一双随机过程。HMM 的当前状态只与前一状态有关,这称为马尔可夫性。因此,一个有 n 个状态的隐马尔可夫模型 λ 可以表示 $(A_{n \times n}, B_n, \pi_n)$,其中 $A_{n \times n}$ 为状态转移概率分布矩阵, B_n 为 n 个状态的观察信号的发射概率分布函数, π_n 为初始状态分布向量。

按照观察信号是离散型随机变量还是连续型随机变量,可以将 HMM 分类为离散发射概率密度 HMM 和连续发射概率密度 HMM。根据其状态转移矩阵 $A_{n \times n}$ 的结构又可分为左-右模型($A_{n \times n}$ 为上三角矩阵)和各态遍历模型($A_{n \times n}$ 的所有元素均不为 0)。

签名的过程是一连续的不可逆过程,因此用连续密度的左-右 HMM 模型描述比较合适。但是困难在于状态数 n 和观察信号的发射概率分布函数形式的确定。对于状态数,目前没有什么好的估计方法,困难在于对状态的本质的解释,一般与观察序列中向量数目成比例关系。文[11]认为观察序列中向量数目的 3/4 比较合适,但是没有明确的原因。发射概率分布函数的形式一般为混合正态分布密度函数,其第 i 个信号分布密度函数的一般形式如下:

$$b_i(O_i) = \sum_{k=1}^{M_i} c_{ik} N(O_i, \mu_k, \Sigma_{ik})$$

其中, N 是正态分布密度函数, c 是混合系数, μ 是均值向量, Σ 是协方差矩阵。

离散型 HMM 只需参数估计,相对简单,但涉及到把连

的信号离散化问题。由于签名的信号是一个多通量数字信号,一般用矢量量化(Vector Quantization)技术来完成。

利用 HMM 进行签名验证也是由两个过程组成,即利用训练样本估计 HMM 模型参数和利用 HMM 评价测试签名。这两个过程都有成熟的算法,HMM 参数的估计可用 Baum-Welch 参数估计算法或 Segmental K-means 算法;对测试样本的评价,可以用 Forward-Backward 迭代算法估计签名满足模型的概率,或用 Viterbi 最优状态搜索算法计算签名过程经过的最优状态。因此,利用 HMM 模型的关键在于 HMM 的类型的选择和一些参数的选择和初始值的估计。

文[11]给出了一个基于笔划方向简单的 HMM 实现,把签名的信号直接表示为5种离散的信号随机过程,然后利用离散的 HMM 实现。文[10]给出了一种利用简化的左-右离散 HMM 模型实现,即半隐马尔可夫模型(Hidden Semi Markov Model)。文[3]则利用了连续密度 HMM 模型,密度函数的形式为高斯混合密度函数,并比较了左-右模型和各态遍历模型两种实现方式,左-右模型得到了最好的结果。

3.4 神经网络方法

最近,神经网络越来越多地使用在模式识别领域。在签名验证中,由于签名局部特征数量巨大而签名的训练样本数很少,因此神经网络的节点数不能太大,否则网络将不能被训练。利用神经网络方法进行签名验证的关键在于对局部特征的提取。局部特征的提取既要减少特征量,又不能在特征提取后使签名特征丢失,这很难做到。因此,目前还很少将神经网络用于签名验证。文[21]认为,HMM 是一种随机性时间模型,可以看作一种参数时变的递归神经网络,但 HMM 本质上是一种概率统计模型,而不是神经网络。

但是,神经网络与前述两种方法相比,由于不需要了解网络的内部细节和过程,实现相对简单。同时,它与 HMM 有一共同的优点,易自我改进和学习。只需用当前通过验证的签名对它们再训练即可,而基于模板的分类器自我学习功能的实现则相对困难。

文[15]提出了一种利用多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP)进行签名验证的方法。该方法先将签名划分为若干段,再利用语音处理中的线性预测编码(Linear Predictive Coding)技术对每段信号进行特征提取,然后将每段处理的结果作为一个多输入单输出 MLP 的输入信号,用以训练 MLP 神经网络。文[15]认为该方法比 HMM 的优点在于最后阈值的易选择性。

4. 性能评价

签名验证分类器的性能评价是通过测试来进行的,主要是确定两类错误的概率。第一类错误率是错误的拒绝率(FRR),第二类错误率是错误的接收率(FAR),当两类错误相等时,称为相等错误率(EER)。它们的具体关系见图2。

性能评价的关键是通过合理地调整分类器的阈值和参数,使得 FAR 和 FRR 达到合理的水平。由于签名验证分类器训练时一般只使用一类样本(签名者本人签名),样本空间中的本人签名和他人伪造签名分界面在训练分类器时很难确定,因此,性能评价的一个重要任务就是通过合理地确定参数来确定样本空间的分界面。

评价时使用了本人签名和他人伪造签名,其选择要有代表性,只有这样才能合理地确定分类器参数。一般,对于本人签名,可选择在不同的时间和地点搜集,以增加样本的多样

性。对于伪造者签名,可分为知道签名内容的伪造和见到本人签名的模仿两种。

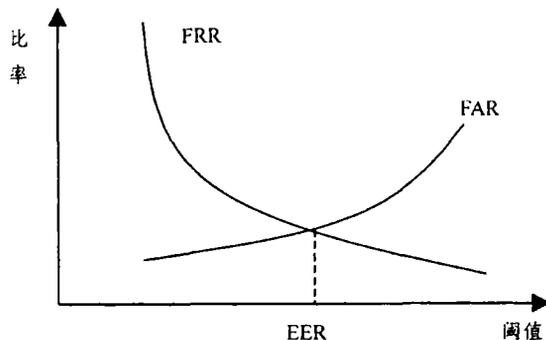


图2

目前,还没有签名验证系统的性能达到 FAR 和 FRR 均很低的实用水平,因此,一般的系统的要求是在一定的 FAR 的水平下,使 FRR 尽量小。

结论 动态手写签名验证技术随着各种手写输入设备和掌上电脑的使用,其应用平台越来越广泛。但是由于人签名具有易变性以及签名自身的易模仿性,现有的算法很难保证验证的高准确性,但其作为一种生物身份鉴别手段,与其他的身份鉴别手段相结合使用,将有很好的应用前景。

参考文献

- 1 Gupta G, McCabe A. A Review of Dynamic Handwritten Signature Verification. http://www.cs.jcu.edu.au/~alan/Work/HSV-Lit_rev.html, May 2001
- 2 Griess F D. Project Report: On-line Signature Verification. <http://www.cse.msu.edu/publications/tech/TR/MSU-CSE-00-15.ps>, May 2001
- 3 Wessels T, Omlin C W. A Hybrid System for Signature Verification. In: Proc. of the IEEE-INNS-ENNS Intl. Joint Conf. on Neural Networks, Vol. 5, 2000. 509~514
- 4 Dullink H, et al. Implementing a DSP Kernel for Online Dynamic Handwritten Signature Verification Using the TMS320 DSP Family. <http://www-s.ti.com/sc/psheets/spra304/spra304.pdf>, May 2001
- 5 Wirtz B, Central Res, Dev. Siemens AG. Average Prototypes for Stroke-Based Signature Verification. In: Proc of the Fourth Intl. Conf. on Document Analysis and Recognition, Vol. 1, 1997. 268~272
- 6 Munich M E, Perona P. Continuous Dynamic Time Warping for translation-invariant curve alignment with Applications to signature verification. In: Proc of the Seventh IEEE Intl. Conf. on Computer Vision, Vol. 11, 1999. 108~115
- 7 Yasuhara M, Oka M. Signature Verification Experiment Based on Nonlinear Time Alignment: A Feasibility Study. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, SMC-7, No 3, pp 212~216
- 8 Herbst N M, Liu C N. Automatic Signature Verification Based on Accelerometry. IBM J. Res. Develop., Vol. 21, pp245~253
- 9 Liu C N, et al. Automatic Signature Verification: System Description and Field Test Results. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-9, No 1, pp 35~38
- 10 Kashi R S, et al. On-line Handwritten Signature Verification using Hidden Markov Model Features. In: Proc. of the 4th Intl. Conf. Document Analysis and Recognition, Vol. 1, 1997. 253~257
- 11 McCabe A. Hidden Markov Modelling with Simple Directional Features for Effective and Efficient Handwriting Verification. <http://www.cs.jcu.edu.au/~alan/handwriting/mccabe.ps>, Aug. 2001
- 12 Schmidt C, Kraiss K-F. Establishment of Personalized Templates for Automatic Signature Verification. In: Proc. of the 4th Intl.

Conf. Document Analysis and Recognition, Vol. 1, 1997. 263~267

13 Munich M E, Perona P. Visual Signature Verification using Affine Arc-length. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, 1999

14 Munich M E, Perona P. Camera-based ID Verification by Signature Tracking. In: Proc. of the 5th European Conf. on Computer Vision, 1998. 782~796

15 Wu Qun-Zong, et al. On-line signature verification using LPC cepstrum and neural networks. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, Vol 27, No 1, pp148~153

16 Lee L L, et al. Reliable online human signature verification systems. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No 6, pp643~647

17 Parizeau M, Plamondon R. A comparative analysis of regional correlation, dynamic time warping, and skeletal tree matching for signature verification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No 7, pp710~717

18 Brault J-J, Plamondon R. Segmenting Handwritten Signatures at their Perceptually Important Points. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No 9, pp953~957

19 李永镐, 金太均, 安居院猛, 中崎正之. A Study on the English Signature Verification Using Tree Matching. 电子情报通信学会论文志(日), D-II Vol. J75-D-II, No 1, pp31~38

20 Rabiner L. A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition. Proc. IEEE. 1989. 77(2): 257~286

21 Bengio Y. Markovian Models for Sequential Data, Neural Computing Surveys 2, pp129~162, 1999.

22 边肇祺, 张学工等著. 模式识别. 机械工业出版社, 2000. 1

23 黄德双著. 神经网络模式识别系统理论. 机械工业出版社, 1996. 5

24 Rabiner L, Juang B-H. Fundamentals of speech recognition. 清华大学出版社 & Prentice-Hall International, Inc., 1999. 6

(上接第91页)

在临床医学检验中, 误检率大致为1/3. 实验结果表明: 本文提出的多中心动态聚类算法能有效地对患癌手掌进行识

别. 它比 K-均值方法有更好的分类效果. 图1是几种癌症与非癌症手掌图像的几个典型示例.

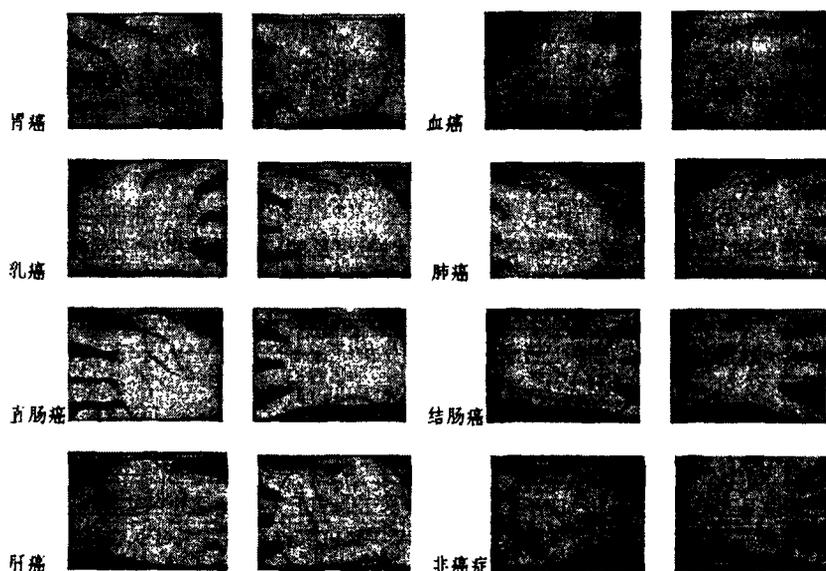


图1 几种癌症与非癌症的手掌图像

从图1可以看出, 胃癌1(即胃癌示例中的第一幅图像, 下同), 血癌1、2, 肺癌1, 直肠癌1、2, 结肠癌1、2和肝癌2与非癌症手掌图像掌色差异明显或比较明显, 可以通过掌色判定是患癌手掌图像. 但实验不能根据手掌图像的全手掌颜色特征判断其余几幅手掌图像是否为癌症手掌. 根据中医理论, 与患病器官相对应的手掌区域内的颜色与正常人的掌色会有差别. 胃癌2的圆圈限定的区域(以下简称区域)内有青黄色斑点, 乳腺癌1的区域内有枯叶色的斑点, 肺癌2的区域内有青筋可见并伴有青黑色斑块, 肝癌1的区域内有暗青色结节, 这些都是相应器官癌变的表现. 因此我们可以通过对手掌各个分区颜色特征的分析来进一步判断病情, 提高识别的准确率.

结束语 生物特征识别技术应用于诊断人类疾病是一个全新的应用领域. 本文对如何根据手掌的颜色特征进行自动手掌诊病进行了初步的探讨. 实验表明, 本文提出的多中心动态聚类算法可以较好地识别患癌手掌图像, 识别率达到了临床应用的要求. 这说明依据掌色特征进行自动手诊是可行的, 并且能够通过生物特征识别技术取得较好的诊断效果. 但是, 有的手掌图像只是在与患病器官相应的手掌区域内的颜色特

征有异而整体颜色与非癌症的手掌图像差异很小, 这使得我们无法通过对全手掌颜色特征的分析来判断病人是否患病. 因此, 我们的后续研究工作主要是如何根据手掌的不同分区内的颜色特征来诊断与之相应的器官的疾病.

参考文献

1 Zhang D D. Automated Biometrics Technologies and Systems. Kluwer Academic Publishers, 2000. 111~134

2 Wang Kuanquan, Zhang David, Pang Bo, Li Yanlai, Wu Xiangqian. Biometrics Based on Tongue Diagnosis of TCM. ICIG, 2000. 2008~2011

3 Kenneth R. Castleman. Digital Image Processing. Prentice Hall, NY, 1996

4 Shu W. Studies on Automatic Palmprint Identification. Dissertation, Tsinghua Univ. 1999

5 王晨霞. 现代掌纹诊病. 甘肃民族出版社, 1992. 68~85

6 李莱田, 田道正, 焦春荣. 全息医学大全. 中国医药科技出版社, 1999. 8

7 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别. 清华大学出版社, 2000, 1: 239~241