

一种基于手形特征点匹配的身份认证方法¹

孙冬梅 裘正定 何冰

(北方交通大学信息所 北京 100044)

摘要 该文提出了一种基于手形的身份认证方法。该方法首先通过对手形图像的处理,将手形表示为一系列有序点构成的特征点集,然后应用基于确定性退火技术的点匹配算法对两个手形的特征点集进行匹配,得到用于认证的两个匹配参数:平均匹配误差和匹配率,最后设计适当的分类器,对匹配结果进行分类判决,实现身份认证。考虑到在手形认证的研究中都是小样本情况,因此首次将建立在统计学习理论(SLT)基础之上的支持向量机(SVM)应用于手形的认证中,得到的结果是令人满意的。实验证明,与现有的手形认证方法相比,该文的方法不仅提高了认证的准确性,而且增强了认证的鲁棒性。

关键词 生物特征识别技术, 认证, 手形, 点匹配, 支持向量机

中图分类号 TP391.4

1 引言

信息与网络是当今社会的两大支柱,信息与网络的安全成为其发展的一个关键问题。一直以来,身份鉴别就作为一种重要的安全手段应用于各种领域。身份的鉴别主要基于:(1)持有物,如各种证件;(2)所了解的信息,如口令或密码;(3)生理或行为特征,如指纹、手形、声音、签名等,这就是现在引起人们广泛兴趣的生物特征识别(biometrics),它是基于个人独特的生理或行为特征进行自动身份鉴别的技术^[1]。因为生物特征不像持有物和密码那样容易被窃取、转移、忘记以及破解,因此生物特征识别将是一种更加可靠、方便、快捷的大众化身份识别手段,成为近年来国际上的研究热点。目前生物特征识别技术主要包括:人脸识别、指纹识别、虹膜识别、视网膜识别、手形识别、掌纹识别、签名识别和声音识别。每种识别方法都有自己的优势和不足,应当根据不同的应用领域和要求来选择适当的生物特征识别技术。

本文研究的是基于手形的身份认证技术。与其他的生物特征相比,手形认证具有:(1)用户的接受程度最高,人们不必担心自己的隐私及安全问题;(2)测量容易实现,对图像获取设备的要求不高,图像受噪声影响小;(3)模板存储容量小,计算量相对较小,认证速度快;(4)很容易与其它生物特征(如指纹、掌纹)相结合,实现多模态识别,从而使生物特征识别可以灵活地应用于多种领域。正是由于这些特点,使得手形虽然不具有指纹、虹膜那样高度的唯一性,但是对于一般的认证应用,它仍是一个很好的选择。

目前已由 Recognition Systems Inc. 开发出了商用的手形认证系统^[2],文献[3,4]专门论述了手形认证系统的研究。这些手形认证系统的共同之处在于它们都是通过提取手部的几何形状特征(包括各手指不同部位的长度和宽度、手掌的宽度和厚度、手掌或手指的长宽比等)进行身份认证的。这类方法的优点是简单、快速,然而为了保证系统的认证性能,要求认证的两个手形必须先配准,上面的系统都是利用在图像获取平台上放置木栓来控制手部的位置,实现两个手形的配准。但是如果用户没有经过训练或者不配合,那么得到的手形没有配准,就会导致系统性能的下降。另外,手部的几何尺寸随着年龄的变化要发生改变,这样就需要系统频繁地更新用户模板以保证认证的准确性。

本文提出了一种新的基于手形特征点匹配的身份认证方法。与现有的手形认证方法相比,该方法不仅提高了认证的准确性,而且增强了系统的鲁棒性。第2节给出了手形认证方法的总体框架,第3节详细研究手形的匹配算法,第4节研究利用手形匹配得到的特征参数进行认证

¹ 2001-10-18 收到, 2002-04-25 改回
九五攻关项目“可视通信平台的研究与实现”

的问题, 第 5 节给出应用本文方法对一小型数据库的实验结果, 第 6 节对全文总结以及提出进一步的研究工作。

2 本文的手形认证方法

对于一对由图像获取系统得到的手形图像, 本文提出下面的认证过程 (如图 1)。

(1) 提取手形轮廓: 首先应用自适应阈值分割得到手形的二值图像, 然后利用轮廓跟踪算法将手形表示为欧氏平面内的有序点集 (如图 1(b))。

(2) 提取每个手指: 在本文算法中, 我们采用对各个手指分别进行匹配的方法 (如图 1(c)), 因为考虑到: (a) 每个手指是相互连接的, 手指连接处的运动是非线性的, 整个手部运动的非线性主要来自于手指连接处, 如果提取每个手指分别进行匹配, 可以降低匹配结果对手部放置位置以及对手指张度的敏感性, 增强算法的鲁棒性; (b) 对每个手指分别进行匹配的速度要快于对整个手形的匹配。

(3) 分别匹配对应的手指并计算两个手形的匹配参数: 提出一种基于确定性退火技术的点匹配算法, 分别进行对应手指的匹配, 最后综合 5 个手指的匹配结果得到整个手形的匹配参数 (如图 1(d), 1(e))。

(4) 身份认证: 应用建立在统计学习理论 (SLT) 基础之上的支持向量机 (SVM) 算法设计分类器, 基于前面得到的匹配参数进行判决分类, 实现身份认证。

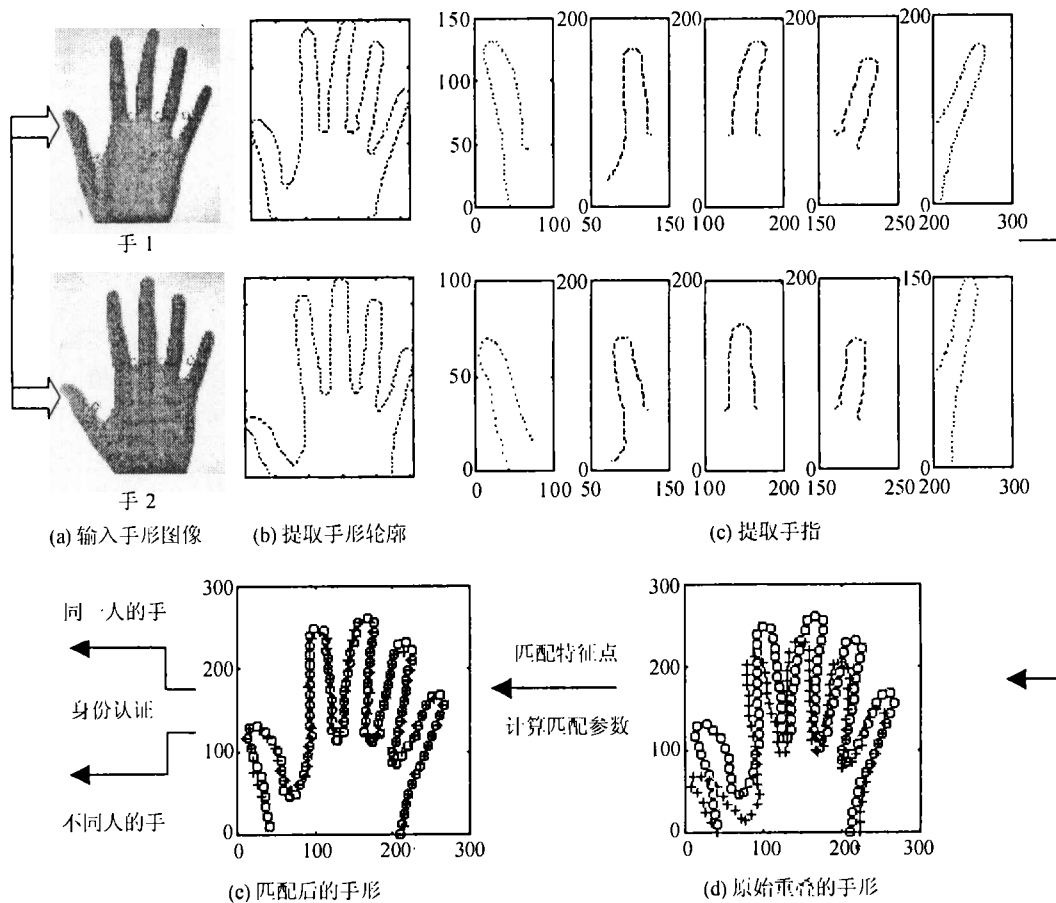


图 1 基于手形匹配的身份认证系统

3 手形特征点集的匹配

我们通过对手形图像的处理, 将手形表示为欧氏平面上一系列有序点组成的点集, 将手形图像的匹配转化为手形特征点集之间的点匹配问题. 本文提出一种新的基于确定性退火技术的点匹配算法, 该算法利用来自统计物理学的确定性退火技术, 充分考虑到两个点集之间一一对应的双向约束, 即一个点集中的每个点在另一个点集中至多有一个对应点, 反之亦然, 提出由两个点集之间的匹配矩阵和映射参数表征的凸化的自由能函数, 通过最小化该自由能函数, 获得最优的匹配矩阵和映射参数. 由于在优化过程中将匹配矩阵模糊化, 并将其估计嵌入到确定性退火技术的框架中, 通过退火温度来控制匹配矩阵的模糊度, 这样不仅增强了算法的鲁棒性, 而且避免了陷入局部极小.

3.1 点匹配问题的自由能函数 设 $\{X_i\}$ 和 $\{Y_j\}$ 为两个 2D 点集, $i = 1, 2, \dots, N_1$, $j = 1, 2, \dots, N_2$, N_1 和 N_2 分别是两个点集的点数. 点匹配问题的要求是: 两个点集之间是一一对应的, 而且可能存在出格点. 为此, 本文定义一个匹配矩阵 $\{M_{ij}\}$:

$$M_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{当点 } X_i \text{ 对应于点 } Y_j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad \forall j, \sum_{i=1}^{N_1} M_{ij} \leq 1, \quad \forall i, \sum_{j=1}^{N_2} M_{ij} \leq 1, \quad M_{ij} \in \{0, 1\} \quad (1)$$

两个点集之间的点匹配问题可看作为求解下面自由能函数的极小化状态:

$$E(M, \theta, t, s) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} M_{ij} [\|X_i - t - sR(\theta)Y_j\|^2 - \alpha] + \gamma(\log s)^2 \quad (2)$$

其中 t 为平移变量; s 为缩放变量; $R(\theta)$ 为旋转矩阵; γ 为调整参数, 用来控制缩放比例; α 为匹配误差的阈值, 当 $\|X_i - t - sR(\theta)Y_j\|^2 > \alpha$ 时, 对于 Y_j , X_i 被认为是出格点, α 可根据不同的匹配要求确定.

这样点匹配问题就转化为联合求解匹配矩阵和映射参数的优化问题. 由于匹配矩阵为二值矩阵, 在求解过程中很容易陷入局部极小, 因此我们放松对匹配矩阵的约束, 将二值的匹配矩阵转化为连续实数矩阵, 即 $M_{ij} \in \{0, 1\} \rightarrow M_{ij} \in [0, 1]$, 允许部分匹配的存在, 我们称这样的匹配矩阵为模糊匹配矩阵. 由后面的算法可以看到, 匹配矩阵的模糊度是由退火温度来控制的, 随着退火温度的降低, $\{M_{ij}\}$ 的模糊度逐渐减小, 逐渐接近二值矩阵, 当温度足够低时, 就会得到最终的二值匹配矩阵.

由 (1) 式看到, 对 $\{M_{ij}\}$ 行和列的约束是不等式约束, 通过引入一松弛变量, 将不等式约束转化为等式约束, 同时使本文的点匹配算法能够鲁棒地处理出格点:

$$\forall j, \sum_{i=1}^{N_1} M_{ij} \leq 1 \rightarrow \sum_{i=1}^{N_1+1} M_{ij} = 1 \quad \forall i, \sum_{j=1}^{N_2} M_{ij} \leq 1 \rightarrow \sum_{j=1}^{N_2+1} M_{ij} = 1 \quad (3)$$

在确定性退火技术中, 要求当温度足够高时, 能够很容易求出自由能函数的全局极小点, 按照优化理论, 应使自由能函数凸化. 为此在 (2) 式中引入一阻尼项^[5]: $T \sum_{i=1}^{N_1+1} \sum_{j=1}^{N_2+1} M_{ij} \log M_{ij}$, 这种熵形式的阻尼项的作用为 (1) 在高退火温度下, 使自由能函数凸化, 由退火温度 T 控制凸度; (2) 保证匹配矩阵的所有元素非负.

将匹配矩阵的等式约束 (3) 式和阻尼项结合到 (2) 式中, 得到点匹配问题的自由能函数:

$$E(M, \theta, t, s) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} M_{ij} \| \mathbf{X}_i - t - sR(\theta)\mathbf{Y}_j \|^2 + \gamma(\log s)^2 - \alpha \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} M_{ij} \\ + \sum_{i=1}^{N_1} \mu_i \left[\sum_{j=1}^{N_2+1} M_{ij} - 1 \right] + \sum_{j=1}^{N_2} \nu_j \left[\sum_{i=1}^{N_1+1} M_{ij} - 1 \right] + T \sum_{i=1}^{N_1+1} \sum_{j=1}^{N_2+1} M_{ij} \log M_{ij} \quad (4)$$

其中 μ_i 和 ν_j 为 Lagrange 乘子.

3.2 点匹配算法的实现 通过最小化自由能函数 (4) 式, 可以得到匹配矩阵和点集之间的映射参数. 首先假设映射参数已知, 由 $\partial E / \partial M_{ij} = 0$ 得到使自由能函数 (4) 式的极小匹配矩阵 $\{M_{ij}\}$ 为

$$M_{ij} = \exp[-(1/T)[\|\mathbf{X}_i - t - sR(\theta)\mathbf{Y}_j\|^2 - \alpha + \mu_i + \nu_j] - 1] \quad (5)$$

由 (5) 式看到, 在一定的退火温度下, 求解 M_{ij} 必须先确定 Lagrange 乘子 μ_i 和 ν_j , 然而若应用梯度下降法直接求 μ_i 和 ν_j , 则求解的速度慢, 效率低. 因此本文采用文献 [5] 提出的一种快速高效的算法来替代 M_{ij} 复杂求解过程. 可以证明 [5]: 求解 μ_i 的过程与对 $\{M_{ij}\}$ 进行行归一化的过程是一致的; 求解 ν_j 的过程与对 $\{M_{ij}\}$ 进行列归一化的过程是一致的. 这样就将 (5) 式中 μ 和 ν 的复杂求解过程转化为对匹配矩阵迭代进行行与列的归一化过程, 大大提高了匹配速度.

得到匹配矩阵后, 就可以确定点集之间的映射参数, 其中平移变量 t 和旋转角度 θ 可以通过 $\partial E / \partial t = 0$, $\partial E / \partial \theta = 0$ 得到, 缩放变量 s 可以利用 Newton 法迭代求解.

整个点匹配算法描述如下:

初始化: $t = [0 \ 0]^T$, $\theta = 0$, $s = 1$, $T = T_0$, $M_{ij} = 1 + \varepsilon_{ij}$, ε_{ij} 为一小的正随机变量

Begin A: Do A 直到 $T \leq T_{\text{final}}$

Begin B: Do B 直到 M 收敛或迭代次数 $> I_0$

Begin C:

$$P_{ij} \leftarrow -(\|\mathbf{X}_i - t - sR(\theta)\mathbf{Y}_j\|^2 - \alpha), \quad M_{ij} \leftarrow \exp[P_{ij}/T]$$

Begin D: Do D 直到 M 收敛或迭代次数 $> I_1$

$$\{M_{ij}\} \text{ 行归一化: } M_{ij} \leftarrow \frac{M_{ij}}{\sum_{j=1}^{N_2+1} M_{ij}}; \quad \{M_{ij}\} \text{ 列归一化: } M_{ij} \leftarrow \frac{M_{ij}}{\sum_{i=1}^{N_1+1} M_{ij}}$$

End D

End C

Begin E: 计算点集映射参数

修正 θ ; 修正 t ; Newton 法修正 s

End E

End B

$T \leftarrow T \cdot \tau$, $\gamma \leftarrow \gamma \cdot \tau$, τ 为退火速率

End A

4 基于手形的身份认证

4.1 身份认证参数 在本文的认证系统中, 我们提出了两个用于身份认证的匹配参数: 平均匹配误差 (MME) 和匹配率 (MR), 它们分别定义为

$$\text{MME} = \frac{ss(A, B)}{n}; \quad \text{MR} = \frac{\text{匹配点数目}}{\min\{N_1, N_2\}} \times 100\%$$

其中 $ss(A, B) = \sum_{i=1}^n [(x_i^A - x_i^B)^2 + (y_i^A - y_i^B)^2]$, n 为点集 A , B 中匹配点的数目, x_i , y_i 为匹配点的横、纵坐标。

得到两个手形之间的匹配参数后, 身份认证就成为两个类别 (真实和假冒) 的模式分类问题。

4.2 支持向量机 (SVM) 分类器 传统的模式识别及神经网络方法都是基于经验风险最小化的原则, 只有在样本数趋于无穷大时其性能才有理论上的保证。而对实际应用, 尤其在手形认证的研究中样本的数目都是有限的, 而且通常属于小样本情况, 因此本文采用建立在 SLT 基础之上的 SVM 算法用于对手形的模式分类 / 认证。SLT 是由 Vapnik 等人提出的一种小样本统计理论, 着重研究在小样本情况下的统计规律及学习方法的性质, 并发展了一种新的通用学习算法 - SVM, 它采用 SLT 的结构风险最小化思想, 较好地解决小样本学习问题^[6]。

设训练样本集为 $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, \dots, L$, $x_i \in R^d$ 是第 i 个输入模式, $y_i \in \{+1, -1\}$ 是对应的类别标号。 d 维空间的线性判别函数为 $f(x) = w \cdot x + b$, 分类面方程为 $w \cdot x + b = 0$ 。支持向量机的基本思想可用图 2 来说明, H 为分类面, H_1, H_2 为过两类样本中离分类面最近的点且平行于分类面的超平面, 它们之间的距离称为分类间隔 (margin), 不难得到, 分类间隔等于 $2/\|w\|$ 。如果 H 使分类间隔最大则称为最优分类面, H_1, H_2 上的点称作支持向量 (SV), 它支撑了最优分类面, 在图 2 中用圆圈标出。

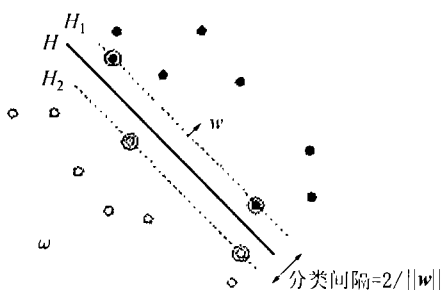


图 2 最优分类面的示意图

(1) 线性可分的情况, 求解最优分类面问题等价于如下不等式约束下的二次规划问题:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2, \quad \text{s.t. } y_i(w^T \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, \quad i = 1, \dots, l \quad (6)$$

(2) 线性不可分的情况, 可以在约束条件中引入松弛变量 ξ_i , 同时在目标函数中引入常数 C 来控制对错分样本的惩罚程度, 折衷考虑最小错分样本和最大分类间隔, 得到求解最优分类面的优化问题:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad \text{s.t. } y_i(w^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, l \quad (7)$$

(3) 非线性的情况, SVM 算法利用满足 Mercer 条件的核函数^[6], 将原特征空间变换到一个高维的特征空间, 在这个高维空间中只需进行内积运算, 这种内积运算可以用原空间中的函数实现, 而且不必知道变换的具体形式^[6], 因此升维后并没有使算法的复杂性增加, 而且在高维空间的推广能力并不受维数影响。

本文的手形认证算法中采用了下面 4 种核函数: (1) 线性核函数: $K(x_i, x) = (x_i \cdot x)$; (2) 多项式核函数: $K(x_i, x) = [\gamma(x_i \cdot x) + c_0]^d$; (3) 径向基核函数: $K(x_i, x) = \exp\{-\gamma|x_i - x|^2\}$;

(4) Sigmoid 核函数: $K(x_i, x) = \tanh(\gamma(x_i \cdot x) + c_0)$ 。其中 d 为多项式的阶数, γ , c_0 为系数, 它们可通过试验确定适当的值, 本文取 $d = 5$, $\gamma = 0.5$, $c_0 = 1$ 。

SVM 分类器的分类函数为

$$f(x) = \text{sgn}(w \cdot x + b) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \right] \quad (8)$$

$\alpha_i = \arg \max_{\alpha} [\sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j)]$, 本文采用文献 [7,8] 提出的改进的 SMO 算法来求解 SVM 分类器。

5 实验结果

我们应用一个包含 8 个人 66 幅手形图像 (每个人 7 - 9 幅图像) 的小型数据库。对每对手形图像按照本文第 2 节提出的方法, 首先经过图像处理分别提取出 300 - 350 个特征点, 然后进行特征点匹配, 得到相应的匹配参数, 最后构造分类器进行认证决策。手形的整个匹配认证过程如图 1。

在设计分类器时, 我们选择了 321 个训练样本, 其中 153 个同类 (来自同一人的手), 168 个异类 (来自不同人的手), 在测试阶段选择了 238 个测试样本, 对不同的 SVM 分类器进行认证错误率检验。本文应用的认证错误率参数包括: 错误接受率 (False Acceptance Rate, FAR)、错误拒绝率 (False Rejection Rate, FRR)、总体错误率 (Total Error Rate, TER)。FA 指的是将来自不同人的手形判决为来自同一人而予以接受; FR 指的是将来自同一人的手形判决为来自不同人而予以拒绝; TE 指的是上面两种错误之和。我们采用了 4 种核函数: 线性、多项式、径向基和 Sigmoid, 实验结果如表 1。

表 1 SVM 的认证测试结果

核函数	错误率		
	FAR(%)	FRR(%)	TER(%)
线性函数	7.1	6.5	6.9
多项式函数	3.9	5.2	4.6
径向基函数	3.9	5.2	4.6
Sigmoid 函数	1.6	1.3	1.5

由上面的实验结果可以看到: (1) 通过手形特征点匹配进行身份认证的方法是可行的, 本文所提出的两个匹配参数具有较强的分类能力, 能够得到较好的认证结果; (2) 本文方法实现的认证错误率都在 10% 以下, 最高的正确率可达到 98.5%, 优于文献 [4] 提出的通过提取手部的几何形状特征进行身份认证的准确率。文献 [4] 中得到的最高正确率为 97%, 而且手部要在木栓的控制下正确放置, 否则, 其准确度就要受到影响, 而本文的方法则没有此限制; (3) 在采用 Sigmoid 型核函数的情况下得到最好的性能, 在线性核函数下, 其性能最差。

6 结论

本文提出一种基于手形特征点匹配的身份认证方法。实验证明, 与现有的基于手部几何形状特征的认证方法相比, 该方法具有较高的认证准确性和较强的鲁棒性。

本文提出的方法从以下 3 方面提高了认证的准确性和鲁棒性。(1) 应用基于确定性退火技术的点匹配算法实现手形的匹配, 该算法首先确定在 - 对 - 双向约束下的点匹配自由能函数, 然后通过最小化该能量函数得到点集之间的匹配矩阵和映射参数。(2) 采用各个手指分别匹配的方法, 然后综合各匹配结果得到整个手形的匹配参数, 从而克服了手指连接处的非线性形变。(3) 应用 SVM 算法实现手形的分类认证, 克服小样本和非线性分类问题。

我们下一步的工作主要是收集更多的样本, 在大型数据库的基础上进一步检验本文算法的性能。同时还考虑将手形认证与掌纹认证相结合, 组成双模态认证系统, 进一步提高认证的准确性, 并使这样的生物认证系统可以灵活地应用于更多的领域。

参 考 文 献

- [1] A. K. Jain, *et al.*, Biometrics: Promising frontiers for emerging identification market, *Communications of ACM*, 2000, 43(2), 91-98.
- [2] Recognition Systems Inc. <http://www.recogsys.com>.
- [3] A. K. Jain, *et al.*, Prototype hand geometry-based verification system, 2nd Int'l Conf. on Audio- and Video-based biometric person authentication, Washington D. C., 1999, 166-171.
- [4] R. S. Reillo, *et al.*, Biometric identification through hand geometry measurements, *IEEE Trans. on PAMI*, 2000, 22(10), 1168-1171.
- [5] J. J. Kosowsky, *et al.*, The invisible hand algorithm: Solving the assignment problem with statistical physics, *Neural Networks*, 1994, 7(3), 477-490.
- [6] C. Burges, A tutorial on support machines for pattern recognition, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2), 1-43.
- [7] J. C. Platt., Fast Training of Support Vector Machines Using Sequential Minimal Optimization, *Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning*, Cambridge, MA: MIT Press, 1998, Chapter 12.
- [8] S. Keerthi, *et al.*, Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier design, Tech. Rep., National University of Singapore, 1999.

AUTOMATED IDENTITY VERIFICATION BASED ON FEATURE POINTS MATCHING OF HAND SHAPES

Sun Dongmei Qiu Zhengding He Bing

(*Institute of Information Science, Northern Jiaotong University, Beijing 100044, China*)

Abstract This paper presents a method for identity verification based on matching of hand shapes. The method first represents the shapes of hands by sets of ordered points. Next, the two sets of points are matched using point matching algorithm based on deterministic annealing and get the two matching parameters: mean matching error and matching rate. Finally, the classifier is designed for classification/verification. Considering the research of hand shape verification usually works in practical cases of limited or small samples, Support Vector Machine (SVM) is developed for verification. SVM is a new technique in the field of Statistical Learning Theory (SLT). The preliminary results show that the method can obtain higher levels of accuracy and robustness than the existing systems that based on hand geometry measurements.

Key words Biometrics, Verification, Hand shapes, Point matching, Support vector machine (SVM)

- 孙冬梅: 女, 1970年生, 博士生, 主要从事生物特征识别技术、图像处理和模式识别方面的研究。
裘正定: 男, 1944年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为信号与信息处理, 多媒体通信及安全认证等, 并承担和主持包括自然科学基金和国家“863”计划项目在内的多项科研及产品的开发。
何冰: 男, 1978年生, 硕士生, 主要从事多媒体通信, 安全认证和生物特征识别技术方面的研究。