

基于灰度分布特征的层次掌纹识别方法

吴介 裘正定 孙冬梅
(北京交通大学信息所 北京 100044)

摘要: 目前掌纹识别算法主要集中在对掌纹图像所切取的 ROI 区域的研究, 而对原始手部图像的灰度分布特征则讨论较少。在一定光照条件下, 掌部不同位置的主线、皱纹和表层皮肤颜色的深浅在灰度图像上各自对应了不同的灰度级。该文提出一种利用手部尺寸和角度信息完成粗分类, 借助单元信息熵的概念来分析手部图像的灰度分布特征从而完成细分类的层次掌纹识别方法。该方法不同于传统的对 ROI 区域进行特征提取的方法, 直接利用整幅人手图像完成分类识别。在 99 类共 990 幅手部图像的数据库上进行的实验结果与 PCA 和 LDA 算法的对比表明, 该算法具有比传统算法更高的鲁棒性, 识别率也得到了较大幅度的提高。

关键词: 掌纹识别; 手部尺度; 灰度分布; 单元信息熵; 层次

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)08-1821-05

A Hierarchical Palmprint Identification Method Based on Grayscale Distribution

Wu Jie Qiu Zheng-ding Sun Dong-mei

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

Abstract: The research of previous palmprint identification algorithms are mainly focus on ROI districts cropped from the central part of palmprint images, but always ignore the color features like grayscale distribution. Under regular illumination, the texture and skin color of different position within a palmprint image will lead to differentiable grayscale distribution. In this paper, a novel hierarchical method of palmprint identification is presented, which extracts hand geometry and angle values as the coarse-level features, and calculates the unit information entropy of each subimage to describe the image's grayscale distribution as the fine-level feature. Distinctive to other identification methods existed, the proposed method do not need to extract ROI districts but utilize the skin colors distinction caused by locations of principle lines, wrinkles and minutias. The experimental results on the database containing 990 images from 99 individuals show the effectiveness and robustness of the proposed method compared with the traditional method PCA and LDA.

Key words: Palmprint identification; Hand geometry; Grayscale distribution; Unit information entropy; Hierarchical

1 引言

掌纹识别是利用人的生物特征完成身份识别的一种。成人的掌纹具有唯一性和持久性, 可以作为个体间区分的特征。

目前的掌纹识别方法^[1-7]大多通过两个步骤提取图像的特征向量: (1)感兴趣区域(Region Of Interest, ROI)的截取。(2)对ROI图像进行特征提取。其中对ROI图像的特征提取又可以归为对点线等纹理特征的提取^[1,2], 对变换域特征的提取^[3,4], 对统计特征的提取^[5,6]和对子空间特征的提取^[7]等 4 类方法。

但实际上基于 ROI 区域的特征提取存在着以下不足之处: (1)图像的质量是 ROI 特征提取算法中一个关键的因素。实际应用中可能由于光照、采集镜头的模糊、采集过程中手

的晃动或手本身的特性等原因, 使得获取的图像不足以清晰到分辨和提取足够的纹理信息。(2)截取后的 ROI 图像只占手部图像的小部分, 丢失了大量的可以用于类别间区分的信息(手形或某些关键点的坐标等等)。除此之外, 现有的识别算法大都忽视了掌纹中不同空间位置的主线、皱纹和一些细节点线以及手掌表层皮所具有的色彩差异及深浅差别, 这些色彩及深浅差别在灰度图像上对应了不同层次的灰度特征。图像匹配领域常用的方法之一就是依据图像的灰度分布特征而展开的, 这表明图像的灰度分布可以视为一种特征在图像间予以区分。并且灰度分布特征还可以利用手部图像中除 ROI 以外的区域内包含的信息, 这一区域的面积远远大于 ROI 所占区域, 包含的信息量较多, 有助于分类任务的完成。

根据以上论述, 本文提出了一种全新的层次掌纹识别方法, 该方法认为在一定光照条件下, 提取自手部图像的尺寸和角度以及灰度分布是具有区分性的特征。首先计算手部图

像若干指定部位的尺寸和角度完成粗分类；再在测试样本与粗分类后得到的样本间比较由单元信息熵构成的细分类特征，此特征描述了图像的空间灰度分布；最后按 Euclid 距离最小准则得到分类结果。该方法不同于传统的截取 ROI 区域并提取特征的做法，直接对手部图像进行处理，保留了更多的信息用于分类。最高可达 99.24% 的正确识别率验证了本文方法的有效性。

文章结构组织如下：第 2 节介绍预处理算法和粗分类算法的思想，第 3 节给出对细分类算法的叙述和说明，第 4 节将本文算法与 PCA 和 LDA 算法在自行采集的数据库上进行对比和分析，第 5 节是结束语。

2 预处理与粗分类算法

2.1 预处理

在分类前需要对原始采集的手部图像进行预处理。与现有的预处理算法不同，本文的预处理算法目的在于对较大的原始图像进行切割。首先将 JPEG 图像格式转为 BMP 灰度图像，然后切割图像得到包含人手在内的最大外接矩形，再将图像的长宽均按 4:1 的比例缩小，最后作去噪和直方图均衡化处理。预处理前后的手部图像分别如图 1 所示，处理后的图像长宽均在 200-300 像素之间，与骨骼大小所造成的手掌尺寸差异相关。以本文采用的数据库为例，其中最大的手掌宽度是最小手掌宽度的 1.32 倍，此差异过大无法忽视，所以不能将所有预处理后的图像统一尺寸。(注：图 1 仅为示意图，未严格按比例给出)。

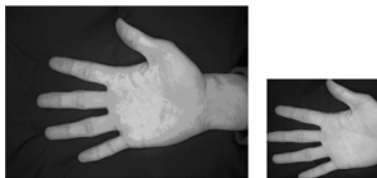


图 1 预处理前后的手部图像对比

2.2 粗分类算法

手部尺寸属于生物特征之一，相对地易于提取和计算。文献[8]将手部包括手指宽度、手掌宽度、手指长度、手掌长度在内的主要尺寸视为主特征与掌纹特征融合完成分类。但人手的物理变化(受伤，变大变小等)相对容易发生，这导致了利用手部尺寸特征完成分类的精确度不高，尤其是用于识别时，因此手部尺寸特征目前都只限于身份的认证而不是识别。可以说，手的尺寸不适合单独做为特征来完成身份识别任务。

鉴于手的尺寸特征具有一定的分类能力但能力不高的特性，本文将手部尺寸特征用于掌纹识别的粗分类，并添加角度信息做为对尺寸信息的补充。粗分类算法的复杂度大多远远小于细分类算法，并且通常不要求很高的精确度，人手的尺寸及角度特征便于提取，特征计算复杂度低，具有一定

的区分能力，适合做为粗分类特征。

文献[9]中将掌纹图像的主线数和交叉点个数做为粗分类特征将掌纹划分为 7 类，但此方法的前提是绝大多数图像中掌纹主线清晰可分辨。实际应用中因各种条件的限制(光照、采集镜头的模糊、被采集手的晃动或手本身的特性等)往往使得获取的图像很难满足上述要求。图 2 是本文采用的包括 99 人掌部图像在内的数据库中 3 个被采集者的例子，可以看出主线和皱纹几乎完全融于背景无法分辨，并且数据库中近 1/5 的图像的模糊程度均与此类似，对于这些图像很难采用文献[9]中的粗分类算法。



图 2 基本无法分辨主线和皱纹的掌纹图像示例

实验中因采集镜头距离采集台的高度是固定的，故可以不考虑图像尺寸的缩放所带来的影响。通过观察发现，在手掌完全张开的情况下，各指窝间的相对位置在图像旋转和平移时基本不发生变化。利用这一特性，本文采用中指和无名指的长度以及由指窝点间连线构成的若干三角形的边长和角度做为手部尺寸和角度的特征，如图 3 所示。为方便起见，本文称由拇指到小指方向的指窝点依次为 $A(x_A, y_A)$ ， $B(x_B, y_B)$ ， $C(x_C, y_C)$ ， $D(x_D, y_D)$ ，中指顶点坐标为 $E(x_E, y_E)$ ，无名指顶点坐标为 $F(x_F, y_F)$ ，中指根部 G 点和无名指根部 H 点分别视为 B 、 C 点和 C 、 D 点的中点。取 AB ， AC ， AD ， BC ， BD ， CD 共 6 条边长及中指长度 $L_1 = EG$ ，无名指长度 $L_2 = FH$ 做为尺寸的度量，取 $\angle BCA$ ， $\angle CBD$ ， $\angle DBA$ ， $\angle BAC$ ， $\angle CAD$ ， $\angle BDA$ ， $\angle CDB$ ， $\angle DCA$ 共 8 个角度做为对尺寸所包含信息的补充，如图 3(b) 所示。边与角度的关系可由余弦定理求出，参见式(1)，其它各角度的求解同该式。中指长度的求解参见式(2)，无名指长度的求解同该式。

$$\angle BCA = \arccos\left(\frac{(AC)^2 + (BC)^2 - (AB)^2}{2 \times (BC)(AC)}\right) \quad (1)$$

$$L_1 = \left(\frac{(x_E - (x_B + x_C)/2)^2 + (y_E - (y_B + y_C)/2)^2}{2}\right)^{1/2} \quad (2)$$

对上述各标量求解后依次排列连接即得到维数为 16 的粗分类特征向量。将每一个测试样本的特征向量与总共为 W 类的训练样本特征向量模板按 Euclid 距离求 w -近邻选出 w ($1 < w \leq W/10$) 个类别，只计算这 w 个类别的细分类特征向量参与后续运算，和全部 W 类训练样本参与计算相比节省了大量的时间，并且因为限制了细分类阶段的匹配范围从而增加了匹配精度。

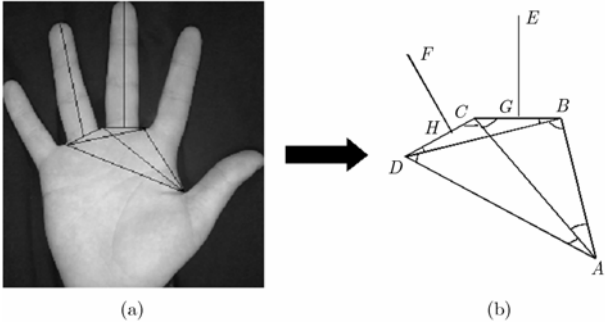


图 3 粗分类特征的提取

3 细分类算法

每个测试样本经粗分类后得到 w ($1 < w \leq W/10$) 个分类结果, 只需比较该测试样本与这 w 个类别对应的细分类算法特征向量间的相似度。本文依据类内手部图像灰度分布的一致性与类间手部图像的灰度分布所体现的差异性, 提出了一种利用单元信息熵来表征掌纹图像灰度分布的细分类算法。

对于大小为 $M \times N$ 并具有 256 灰度级的数字图像来说, 设 $f(x, y)$ 为图像中 (x, y) ($0 < x \leq M, 0 < y \leq N$) 点的灰度, 则 $0 \leq f(x, y) \leq 255$, 该图像的全局信息熵为

$$H = -\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p_{ij} \log p_{ij} \quad (3)$$

p_{ij} 为 $f(i, j)$ 出现的频度。全局信息熵 H 表示了图像的全局灰度统计特性, 只与图像中各灰度级像素出现的概率有关, 而与出现的空间位置无关, 无法体现图像局部的灰度分布不同造成的视觉上的差异, 完全不同的图像可能具有相同的 H 值, 因此全局信息熵不足以做为图像间区分的特征。相对于全局熵的局部熵代表了图像局部的灰度分布特征, 可以反映灰度的空间分布信息。文献[10]中将网格描述符 GD(Grid Descriptor)与图像信息熵相结合来描述图像的局部灰度信息, 将图像投射到固定尺度的网格单元上, 利用每个子图像单元的信息熵来描述各个网格单元对应的灰度分布信息, 据此信息进一步描述图像中前景物体的形状。

本文沿用了文献[10]中单元熵的概念, 但目的不是为了描述形状, 而是为了得到子图像的灰度统计特征。具体步骤如下: 将大小为 $M \times N$ 的图像划分为大小为 $M' \times N'$ 的子块, 原图像共可被划分为 K 幅子图像, 如式(4), $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整操作。

$$K = P \times Q, P = \lfloor M / M' \rfloor, Q = \lfloor N / N' \rfloor \quad (4)$$

每个子图像称为一个单元(Unit), 代表了在原图像中特定位置的灰度分布。每个单元 $A_{st}(s=1, 2, \dots, P, t=1, 2, \dots, Q)$ 的信息熵 H_{st} 如式(5)所示, 其中 $f(x, y)$ 为各单元中 (x, y) ($0 < x \leq M', 0 < y \leq N'$) 点处的灰度值:

$$H_{st} = -\sum_{i=1}^{M'} \sum_{j=1}^{N'} p'_{ij} \log p'_{ij} \quad (5)$$

由于式(5)中定义的单元信息熵因涉及对数运算而导致较高的计算复杂度, 可利用泰勒展开得到近似公式(6):

$$H_{st} \approx -\sum_{i=1}^{M'} \sum_{j=1}^{N'} p'_{ij} (p'_{ij} - 1) = 1 - \sum_{i,j} p'_{ij}^2 \quad (6)$$

计算 K 幅子图像各自的单元信息熵, 得到与图像位置对应的单元信息熵矩阵, 如图 4 所示。

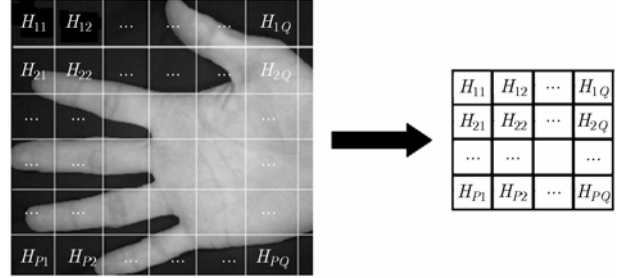


图 4 单元信息熵矩阵

将单元信息熵矩阵排列成矢量, 即得到该掌纹图像对应的维数为 K 的细分类算法特征向量 $\mathbf{H} = (H_{11}, H_{12}, \dots, H_{PQ})$ 。将测试样本的单元信息熵特征向量 \mathbf{H} 与粗分类结果中共 w 个类别的单元信息熵特征向量 $\mathbf{H}'_i (i=1, 2, \dots, w)$ 利用 Euclid 距离按式(7)进行相似性度量, 求最近邻得到分类结果。

$$d_i = \left(\sum_{m=1, n=1}^{P, Q} (H_{mn} - H'_{i, mn})^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

值得说明的是, 由于性别和骨骼的差异所导致的手掌大小的差异无法忽略, 因此在子块大小 M' 和 N' 相同的情况下, 不同类别的手掌可能会对对应维数不同的细分类算法特征向量, 即 K 值不同。本文对不同类别的手掌间 K 值可能存在的差别在 Euclid 距离计算中所采取的处理方法是: 将两个不同维数的特征向量中维数较低的向量用 0 补齐, 直至与较高维数的向量维数相同为止, 再进行相似度的计算。考虑到采集图像的前提是每位被采集者的手掌都尽量伸展到最大程度, 所以对于同一个类别前后所采集的 10 幅图像经预处理后得到的图像尺寸上的差异不大, 实验证明此差异小于等于 10 个像素。上述处理方法恰好可以增大类间的距离而减小类内的距离, 有助于分类任务的正确完成。

4 实验结果及分析

本文使用自行采集的数据库进行实验。采集设备是与计算机相连的数码相机, 相机被固定于距离采集台某一高度的位置处。采集时尽量保持周围的光照条件不发生剧烈的变化, 用户被要求手部皮肤没有明显的脏污痕迹, 五指尽量伸展到最大程度, 掌心向上且摊平, 手部皮肤不受到任何的挤压, 每个用户每采集一幅图像后都将手重新放置到采集台上接受下一次采集, 被采集者未受过任何训练。每个类别 10 幅图像中的 5 幅为一次采集完成, 与另外 5 幅的采集时间相隔两个月。采集后数据库中共包含 99 类每类 10 幅共 990 幅大小为 1792×1200 像素点的 JPEG 图像。

4.1 粗分类结果及分析

数据库中图像经预处理后暂取每类个体的一个样本做训练集, 其余为测试集。对本文提出的粗分类算法进行实验

的结果如图 5 所示, 图 5(a)是只利用手部尺寸进行粗分类的结果(方案 1), 图 5(b)是以角度信息做为对尺寸的补充进行粗分类的结果(方案 2)。横坐标表示测试集样本的编号(No.1—No.891), 根据每个测试样本的粗分类特征在训练集中找出前 w 个最近邻, 得到一个内容为这 w 个类别所对应编号的数组, 纵坐标表示该测试样本所对应的正确类别在该数组中所处的位置, 横纵坐标间对应关系的简化流程如图 6 所示。图 5 所示是 w 值暂取 50 的结果, 目的是便于通过观察后找出 w 的最优值。可以看出, 图 5(b)中粗分类的结果明显优于图 5(a), 891 幅测试图像中只有 10 幅的粗分类结果大于 8, 并且测试图像中有 708 幅的粗分类结果为 1, 这表明对这些图像来说, 只使用粗分类算法就已经得到正确的分类结果。

以上实验结果表明, 角度信息的补充有利于加大类间的散度和增加类内的聚性。在上述条件下当 w 值取 8 时就能够确保 98.90%的粗分类正确率——即粗分类结果中包含正确对应的类别在内的比率。此时每个测试样本只需与 8 个细化算法特征向量进行比较判别, 远小于 99 类样本的初始值, 大大降低了细化算法所需的识别时间。当采用每类个体的 6 幅图像作为训练集时, 可获得最高为 99.5%的粗分类正确率。

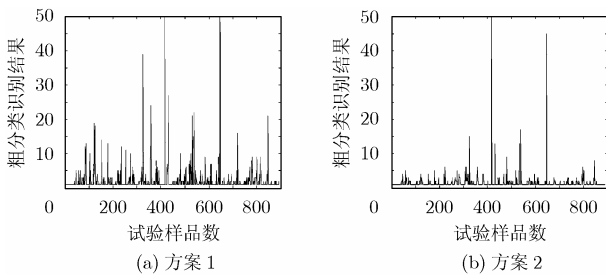


图 5 粗分类实验结果

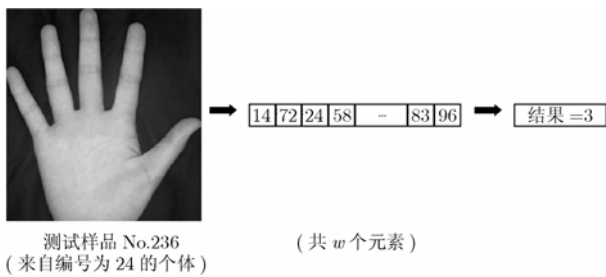


图 6 图 5 中横纵轴坐标间对应关系示意图

4.2 细分类结果及分析

考虑到所使用的数据库图像难以提取纹理特征的特性, 本文采用对掌纹图像纹理清晰程度要求相对较低的 PCA 和 LDA 算法与本文算法进行比较。PCA 与 LDA 算法同现有的绝大多数算法相同, 均需要先提取掌纹的 ROI 区域再进行识别。各算法识别的指标对比如表 1 所示。

对实验结果及其分析可知:

- (1)PCA 算法的正确识别率随着训练样本个数的增加差别很大, 鲁棒性明显低于本文算法。
- (2)当式(4)中的 $M'=28$, $N'=25$ 时本文算法效果最好,

此时在每类仅有 1 个训练样本的情况下, 正确识别率即可达到 93.15%, 最高识别率 99.24%对应于每类取 6 个样本用于训练的情况。

(3)本算法用于匹配的时间略高于其他算法, 但与精确率提高的幅度相比尚处于可接受范围内, 这也是今后本文算法进行改进和增强的方向。

(4)算法间差距的产生是因为单元信息熵方法不用提取边缘、纹理特征, 但又包含了图像的纹线信息, 因此对边缘和纹理特征缺乏的图像(如本文所用的图像数据)具有良好的适用性, 这是基于边缘和纹理的特征匹配方法难以达到的。

表 1 算法间的指标对比

每类训练集/测试集样本数(总)	本文算法	PCA	LDA
1/9 (99/891)	93.15%	67.00%	—
2/8 (198/792)	97.47%	67.30%	64.52%
3/7 (297/693)	98.85%	90.04%	95.67%
4/6 (396/594)	98.99%	92.25%	95.96%
5/5 (495/495)	99.19%	93.74%	96.36%
6/4 (594/396)	99.24%	95.96%	97.22%
平均每个样本的处理时间预处理	1.654 s	1.226s	1.226s
训练 / 匹配	0.289/2.447 s	0.844/1.294 s	0.838/0.9621s

5 结束语

本文提出了一种先利用掌纹图像的尺寸和角度信息完成粗分类, 再利用掌纹图像的灰度分布特征进行细分类的层次身份识别方法, 借助单元信息熵的概念来完成对图像空间灰度特征的区分。实验表明, 粗分类算法有效地缩小了细分类算法的实施范围, 减少了系统的计算时间, 基于熵的识别方法对难以分辨纹理的掌纹图像具有较强的正确分类的能力, 并且比传统的子空间方法具有更高的识别率和鲁棒性。

参考文献

- [1] Zhang David and Shu Wei. Two novel characteristics in palmprint verification: Datum point invariance and line feature mathcing. *Pattern Recognition*, 1999, 33(4): 691-702.
- [2] Duta N, Jain A K, and Mardia K V. Matching of palmprint. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 23(4): 477-485.
- [3] Li Wenxin, Zhang David, and Xu Zhuoqun. Palmprint identification by fourier transform. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, 16(4): 417-432.
- [4] Kong W K, Zhang David, and Li Wenxin. Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters. *Pattern Recognition*, 2003, 36(10): 2339-2347.
- [5] Pang Y H, Tee Connie, and Jin A T B, et al. Palmprint authentication with Zernike moment invariants. *Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, Darmstadt,

- Germany, 2003: 199-202.
- [6] Wu Xiangqian, Wang Kuanquan, and Zhang David. Palmprint recognition using directional line energy feature. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, England, 2004(4): 475-478.
- [7] Lu Guangming, Zhang David, and Wang Kuanquan. Palmprint recognition using eigenpalm features. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9-10): 1463-1467.
- [8] Kumar A, Wong C M, Shen C, and Jain A K. Personal verification using palmprint and hand geometry biometric. Proceedings of 4th International Conference on Audio and Video Based Biometric Person Authentication (AVBPA), Guildford, UK, 2003: 668-678.
- [9] 戴青云, 余英林, 张大鹏. 基于结构特征的在线掌纹的分类方法. 模式识别与人工智能, 2002, 15(1): 112-116.
- [10] Sun Junding, Wu Xiaosheng, and Zhou Lihua. Entropy based image retrieval. *Journal of Xidian Univeristy*, 2004, 31(2): 223-228.
- 吴 介: 女, 1981 年生, 博士生, 研究方向为生物识别和图像处理.
- 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及 IP 网络技术.