

基于多种特征融合的指纹识别方法

韩 智¹ 刘昌平²

(南开大学软件学院 天津 300071)¹ (中国科学院自动化研究所 北京 100080)²

摘 要 针对基于细节点特征的指纹识别方法和基于图像特征的指纹识别方法各自存在的一些问题,提出了一种基于多种特征融合的指纹识别方法。将基于方向场特征、基于灰度共生矩阵的纹理特征、基于 LBP 算子的纹理特征的方法和基于细节点特征的方法进行融合,弥补了各个方法的不足,提高了匹配的准确性。实验结果表明,提出的基于多种特征融合的指纹识别算法好于任一单个的指纹匹配方法,有效地提高了指纹识别系统的准确性。

关键词 指纹识别,信息融合,LBP,灰度共生矩阵

中图分类号 TP301 文献标识码 A

Fingerprint Recognition Method Based on Multi-feature Fusion

HAN Zhi¹ LIU Chang-ping²

(College of Software, Nankai University, Tianjin 300071, China)¹

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)²

Abstract To overcome the disadvantages and better the performance of minutiae-based and image-based fingerprint identification methods, a fingerprint recognition algorithm, consisting of the processes of classification selection and classifier fusion, was put forward. Three image-based methods, based on orientation field, texture features of gray level co-occurrence Matrix, histogram features of local binary pattern operator, were combined with minutiae-based method for fingerprint recognition. Experimental results indicate that the performance of fusion-based method is better than any method used alone in fusion and can be applied to automatic fingerprint identification system.

Keywords Fingerprint identification, Information fusion, LBP, Gray-level co-occurrence matrix

1 概述

指纹因其具有唯一性和稳定性,且采集方便,近年来成为最常用、最可靠的身份鉴别手段。有关指纹识别的研究已成为模式识别、图像理解及计算机视觉等领域中广为关注的热点。

目前大多数指纹识别的应用使用的是基于指纹细节点特征的方法^[1]。这类方法首先从图像中提取指纹脊线上的细节点特征,包括脊线末梢点和分叉点,然后将两幅指纹图像的细节点特征进行匹配来进行验证和识别。基于细节点特征的指纹识别方法能够获得较高的识别率,但是对于质量差的指纹图像,很难准确地提取细节点信息,容易出现伪特征或者遗漏特征,造成匹配决策过程中的误识,并且单纯的细节点特征表示丢失了大量指纹的脊线信息等可以有效区分不同指纹的特征。

除了基于细节点特征的方法,还有一些方法是直接在灰度指纹图像上利用指纹的脊线纹理信息进行处理,不需要像细节点方法那样对图像进行预处理操作,统称为基于图像特征的指纹识别方法。A. K. Jain^[2]提出了一种基于 Gabor 滤波的指纹特征提取和匹配方法——FingerCode,比较具有代

表性。C. J. Lee^[3]提出了一种基于 Gabor 滤波的指纹特征和提取方法, M. Tico^[4]提出了一种基于小波变换的指纹识别方法, Ross^[5]提出了一种使用特征空间相关性的指纹匹配的方法。与基于细节点特征的方法相比,基于图像特征的方法能够充分利用指纹图像的灰度信息,并且能够处理缺少细节点信息和形变的指纹图像。但这类方法对指纹的平移和旋转变换比较敏感,同时目前单一的基于图像特征的识别方法的识别率尚无法超过基于细节点特征的方法。针对图像全局特征识别率不高的问题,人们开始尝试通过融合来提高指纹识别的准确率。叶学义等利用特征层的融合技术将一个指纹的多个模板的特征点融合为一个特征点^[6],但这种方法本质上还属于单一特征的识别方法。董火明等将指纹的灰度、主分量和方向场 3 种分类器进行了决策层融合^[7],提高了单一分类器的识别效果,但该方法所选择的特征对指纹图像的纹理信息没有充分地利用。此外,文献[8]采用了基于多个手指指纹融合的身份认证方法,文献[9]采用了指纹和人脸融合的身份认证方法。

本文为解决上述指纹识别方法中存在的问题,有效提高指纹识别的准确率,提出了一种基于多种特征融合的指纹识别方法,将 3 种基于不同的图像特征的方法和细节点特征的

到稿日期:2009-08-14 返修日期:2009-10-28

韩 智(1972—),男,副教授,CCF 会员,主要研究方向为生物特征识别、图像处理等, E-mail: hanzhi@nankai. edu. cn; 刘昌平(1965—),男,研究员,主要研究方向为模式识别与图像处理等。

方法融合到一起,从而有效地弥补细节点特征没有充分利用指纹纹理信息以及单一的基于图像特征的方法准确率低的缺点。

本文第2节详细描述了基于多种特征融合的指纹识别的算法;第3节是实验分析;最后总结全文。

2 基于多种特征融合的指纹识别算法描述

2.1 图像的配准算法

指纹配准是指对进行匹配的两幅指纹图像进行空间位置上的对准,包括水平位置与垂直位置的对准和旋转角度的对准。在指纹采集过程中,由于手指按压指纹采集器的部位、位置、角度等条件的不同,来自同一手指多次采集到的图像会产生位移和角度上的变化,导致只有部分区域重叠,因此在自动指纹识别系统的实际应用中,将现场登录的指纹图像与指纹数据库中存储的数据进行匹配时需要首先对指纹图像进行有效的配准,以保证指纹图像匹配的准确性。

目前,文献中有关指纹配准的方法大体上可以分为两大类,即基于参考点的配准方法和基于细节点特征的配准方法。基于图像特征的指纹识别方法通常选择基于参考点的方法进行图像配准。本文中提出的指纹识别算法需要融合多种基于图像特征的方法,因此选择文献[10]中提出的基于参考点的指纹配准方法。这种方法首先利用一种由粗定位和精确定位两阶段组成的快速方法来提取指纹图像中的奇异点信息,在粗定位中利用指纹的方向直方图和Poincare指标来确定奇异点所在区域,再利用方向变化率来精确定位奇异点的位置^[11];在提取到奇异点信息的基础上,利用指纹的中心点作为指纹图像配准的参考点,并提出了一种改进的基于方向直方图的中心点方向的计算方法。同时对指纹图像中没有中心点的情况亦给出了计算参考点的位置和方法。实验表明,这种配准方法能够快速、准确地对指纹图像进行配准,保证了指纹图像或特征匹配过程中的位移和旋转不变性。

2.2 用于融合的特征选择及匹配方法

为了弥补细节点特征没有充分利用指纹脊线信息的不足,选择了3种基于图像特征的方法与基于细节点特征的方法进行融合。

2.2.1 基于方向场的特征匹配

指纹的方向场是指图像中脊线结构的局部方向,它描述了指纹的基本形状。尽管基于方向场特征的匹配很难作为单一的识别方法用于自动指纹识别系统中实际应用对性能的需求,但是考虑到基于方向场特征的匹配算法可以与其他基于图像特征的匹配算法形成互补,同时由于方向场特征在指纹识别系统中的很多模块都会用到,如指纹质量评价、图像配准、指纹分类等,因此可以直接用已经计算好的方向场特征进行匹配,以提高系统计算的效率。

基于方向场特征的特征提取和匹配方法具体步骤如下:

1)如果指纹图像尚未进行配准变换,则首先按照2.1节中的方法进行配准变换。

2)以指纹图像参考点为中心选取大小为 160×160 的区域 R ,将区域 R 分成若干个大小为 16×16 的不重叠的子图像块。

3)对每个子图像块的图像求方向直方图,选择子块中出现频率最高的方向作为该子块的特征,总共形成一个100维

的特征向量,记为 $f_o = \{f_{o1}, \dots, f_{o100}\}$ 。其中方向图特征的计算采用了M. Kass和A. Witkin提出的基于梯度的求方向场的方法^[12]。

4)定义输入特征向量 $f_o^I = \{f_{o1}^I, \dots, f_{o100}^I\}$ 和模板特征向量 $f_o^T = \{f_{o1}^T, \dots, f_{o100}^T\}$ 之间的距离为:

$$d(f_o^I, f_o^T) = \sum_{1 \leq i \leq 100 \& f_{o1}^I \neq U_O \& f_{o1}^T \neq U_O} |f_{o1}^I - f_{o1}^T| / N_{BD} \quad (1)$$

$$N_{BD} = \# \{i | 1 \leq i \leq 100 \& f_{o1}^I \neq U_O \& f_{o1}^T \neq U_O\} \quad (2)$$

式中, U_O 表示代表方向特征无效的值, N_{BD} 表示输入特征向量和模板特征向量中对应的分量均有效的数量。

5)计算输入特征向量与指纹数据库中所有需要进行匹配的特征向量的距离,按照距离由小到大进行排序,与输入特征向量距离最小的模板特征向量对应的指纹作为匹配的第一候选。

2.2.2 基于灰度共生矩阵的纹理特征匹配

指纹图像是由脊线和脊谷交错的灰度图像,含有丰富的纹理信息,因此提取指纹的纹理特征来进行指纹识别。灰度共生矩阵是一种最常用、应用最广泛的纹理提取方法。我们选择基于灰度共生矩阵的纹理特征来进行指纹识别的融合方法。

在图像中任意取一点 (x, y) 以及偏离它的另一点 $(x+a, y+b)$,形成一个点对,设该点对的灰度值为 (i, j) ,即点 (x, y) 的灰度为 i ,点 $(x+a, y+b)$ 的灰度为 j 。固定 a 与 b ,令点 (x, y) 在整幅图像上移动,则会得到各种 (i, j) 值。设灰度值的级数为 L ,则 i 与 j 的组合共有 L^2 种。在整幅图像中,统计每一种 (i, j) 值出现的次数,再将它们归一化为出现的概率 P_{ij} ,则称方阵 $[P_{ij}]_{L \times L}$ 为灰度联合概率矩阵,亦称灰度共生矩阵。

$$P_{ij}(a, b) = \frac{\# \{[(x, y), (x+a, y+b)] \in S | I(x, y) = i, I(x+a, y+b) = j\}}{\# S} \quad (3)$$

图像的灰度共生矩阵反映了图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,是分析图像局部模式结构及其排列规则的基础。作为纹理分析的特征量,往往不是直接应用计算的灰度共生矩阵,而是在灰度共生矩阵的基础上再提取纹理特征量,称为二次统计量。

纹理的粗糙细腻情况反映在共生矩阵的分布上,Haralick^[13]提出了14个基于图像灰度共生矩阵的纹理特征。考虑到灰度共生矩阵的计算量较大,本文选择了从灰度共生矩阵中计算以下4个最常用的统计参数作为纹理分析的特征。

1)能量 f_{Energy} :能量是灰度共生矩阵各元素的平方和,它是图像纹理灰度变化均一的度量,反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。

$$f_{Energy} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}^2 \quad (4)$$

2)熵 $f_{Entropy}$:熵度量图像纹理的随机性。当灰度共生矩阵中所有值均相等时,它取得最大值;相反,如果共生矩阵中的值非常不均匀,其值较小。因此,熵的最大值暗示图像中灰度分布非常随机。

$$f_{Entropy} = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij} \log P_{ij} \quad (5)$$

3)二阶惯性矩 f_{I0} :二阶惯性矩度量矩阵的值是如何分布和图像中局部变化的多少,反映了图像的清晰度和纹理的沟纹深浅。纹理的沟纹深,对比值大,效果清晰;反之,对比值

小,则沟纹浅,效果模糊。

$$f_{IQ} = \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{I-1} |i-j|^2 P_{ij} \quad (6)$$

4)局部均匀性 f_{LC} :局部均匀性又称逆差矩,它度量图像纹理局部变化的多少,其值大则说明图像纹理的不同区域间缺少变化,局部非常均匀。

$$f_{LC} = \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{I-1} \frac{P_{ij}}{1+|i-j|^2} \quad (7)$$

基于灰度共生矩阵的纹理特征的指纹匹配方法的具体步骤如下:

(1)如果指纹图像尚未进行配准变换,则首先按照 2.1 节中的方法对图像进行配准变换。

(2)以指纹图像参考点为中心选取大小为 160×160 的区域 R ,将区域 R 分成若干个大小为 32×32 的不重叠的子图像块。

(3)对每个子图像块,按照式(3)计算 4 个方向上的灰度共生矩阵。取灰度级别 $L=8$,即生成 4 个方向上的 8×8 的灰度共生矩阵。

(4)对每个子图像块每个方向上的灰度共生矩阵,按照式(4)到式(7)分别计算能量、熵、二阶惯性矩和局部平稳性 4 个统计纹理特征。这样,从各个子块各个方向的灰度共生矩阵上总共提取 $5 \times 5 \times 4 \times 4 = 400$ 个特征值,形成一个 400 维的特征向量,记为 $ft = \{ft_1, \dots, ft_{400}\}$ 。

(5)定义输入特征向量 $ft^I = \{ft_1^I, \dots, ft_{400}^I\}$ 和模板特征向量 $ft^T = \{ft_1^T, \dots, ft_{400}^T\}$ 之间的距离为:

$$d(ft^I, ft^T) = \sum_{1 \leq i \leq 400 \& ft_i^I \neq U_T \& ft_i^T \neq U_T} |ft_i^I - ft_i^T| / N_{ET} \quad (8)$$

$$N_{ET} = \# \{i | 1 \leq i \leq 400 \& ft_i^I \neq U_T \& ft_i^T \neq U_T\} \quad (9)$$

式中, U_T 表示代表基于灰度共生矩阵的纹理特征无效的值, N_{ET} 表示输入特征向量和模板特征向量中对应的分量均有效的数量。

(6)计算输入特征向量与指纹数据库中所有需要进行匹配的特征向量的距离,按照距离由小到大进行排序,与输入特征向量距离最小的模板特征向量对应的指纹作为匹配的第一候选。

2.2.3 基于 LBP 的匹配方法

局部二值模式 LBP 是由 Ojala 提出的一种纹理算子^[14],用于图像的纹理特征分析,已在人脸识别中有了成功的应用。本文中,选择其作为融合算法之一。我们选择了特征维数较少且具有旋转不变性的 $LBP_{P,R}^{eq,k}$ 算子^[15]。首先记一个纹理为 $T = t\{g_c, g_0, \dots, g_{P-1}\}$, 其中 g_c 为局部邻域的中心像素的灰度值, g_p ($p=0, \dots, P-1$) 对应以中心像素为圆心、半径为 R 的圆上均匀分布的 P 个点的灰度值。 $LBP_{P,R}^{eq,k}$ 通过式(10)来计算:

$$LBP_{P,R}^{eq,k} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & \text{if } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $U(LBP_{P,R})$ 定义为:

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (11)$$

具体的特征提取和匹配步骤如下:

1)如果指纹图像尚未进行配准变换,则首先按照 2.1 节中的方法对图像进行配准变换。

2)以指纹图像参考点为中心选取大小为 160×160 的区

域 R ,根据式(10)~式(11)来计算区域中每个像素的 $LBP_{P,R}^{eq,k}$ 。

3)将区域 R 分成若干个大小为 32×32 的不重叠的子图像块。

4)对每个子图像块,统计 $LBP_{P,R}^{eq,k}$ 分布的直方图,即不同的 $LBP_{P,R}^{eq,k}$ 值出现的频率,并将直方图作为该子块图像的特征。 $LBP_{P,R}^{eq,k}$ 的取值为 0~9,因此每个小块有 10 个特征。将所有小块中提取的特征合并到一起,即形成了一个 $5 \times 5 \times 10 = 250$ 维的特征向量,记为 $fl = \{fl_1, \dots, fl_{250}\}$ 。

5)对输入的特征向量 $fl^I = \{fl_1^I, \dots, fl_{250}^I\}$ 和模板特征向量 $fl^T = \{fl_1^T, \dots, fl_{250}^T\}$,选择卡方统计量 $\chi^2(fl^I, fl^T)$ 作为它们之间的相似性度量,即:

$$\chi^2(fl^I, fl^T) = \sum_i \frac{(fl_i^I - fl_i^T)^2}{fl_i^I + fl_i^T} \quad (12)$$

6)计算输入特征向量与数据库中的所有需要匹配的模板特征向量的卡方统计量 χ^2 ,按照 χ^2 的值由小到大进行排序,与输入特征向量距离最小的模板特征向量对应的指纹作为匹配的第一候选。

2.2.4 基于细节点特征的匹配方法

基于图像特征的指纹匹配方法主要是利用指纹图像中丰富的脊线信息。但在指纹图像质量较好的情况下,从单一特征的识别方法比较,基于图像特征的识别方法不如基于细节点特征的方法。因此选择了基于细节点特征的匹配方法作为融合模块中的匹配算法之一,来与基于图像特征的匹配方法进行融合,以期达到弥补各自不足的目的。在这里,选择使用 and 实现文献[1]中的基于细节节点的匹配算法与其他的几种基于图像特征的匹配方法进行融合。在匹配两幅图像的细节点特征时,算法输出为一个匹配分数 M_{score} ,取值范围在 $[0, 100]$ 之间。 M_{score} 的值越高,则表示两幅指纹图像的相似程度越高。在单独使用此方法验证和识别指纹时,通常定义一个阈值 T 。当 $M_{score} < T$ 时,则认为两幅图像来自不同的手指,否则认为来自相同的手指。阈值 T 的选择和具体指纹应用对误识率和拒识率的要求有关。一般来说,当 $M_{score} < 30$ 时,则两幅图像肯定属于不同手指;当 $M_{score} > 70$ 时,则两幅图像肯定来自相同的手指。因此,阈值通常会根据系统对误识率和拒识率的要求在 $[30, 70]$ 范围之间选择。

2.3 融合策略的选择

在认定指纹图像的参考点信息可靠的情况下,利用多种指纹匹配算法融合的方法进行指纹的匹配和识别。2.2 节中选择的前 3 种基于图像特征的匹配方法都是计算输入图像的特征向量与数据库中模板的特征向量间的距离或某种相似性度量,并根据这种距离或相似性度量对所有与输入图像匹配的数据库中的指纹模板进行排序,以排序值作为该匹配方法对该模板的输出值,排序最高的模板即为第一候选。因此在融合这几种指纹匹配算法的策略上,我们选择基于排序层次的融合方法。在这一层次上的融合方法主要包括类交叉、类合并、最高排序法、Borda 计数方法、Logistic 回归法等。考虑到指纹识别属于大类别、小样本的模式分类问题,每个手指只有一个或几个注册样本,很难选择需要训练的方法,因此在选择融合的策略上主要选择无需进行训练的融合方法。我们选择了 3 种方法用于融合这几种指纹匹配方法来进行比较和实验。

首先定义一下在融合过程中用到的一些符号。假设有 m 个分类器用于融合,记为 $C_1, \dots, C_m$, 在本文中 $m=4$, C_1 到 C_4 分别对应着 2.2 节中的 4 个指纹匹配方法,如表 1 所列。假设在指纹模板数据库中有 n 个手指的模板特征向量需要和登录的手指的特征向量进行匹配,即有 n 个类别,记为 $T_1, \dots, T_n$ 。对每个分类器 C_i ,根据输入特征向量与模板特征向量之间的距离或者相似性度量,对 n 个模板进行排序,排序靠前的为第一候选。因此对于某个模板特征向量 $T_k, k=1, \dots, n$,会得到 m 个排序值,记为 $R^k=(r_1^k, r_2^k, \dots, r_m^k)$,其中分类器 C_i 对 T_k 的排序为 r_i^k 。

表 1 用于融合的指纹匹配方法及其标记的编号

分类器编号	指纹匹配的方法
C_1	基于方向图特征的匹配方法
C_2	基于灰度共生矩阵的纹理特征的匹配方法
C_3	基于 LBP 纹理算子特征的匹配方法
C_4	基于细节点特征的匹配方法

2.3.1 融合方法一

第一种融合方法是将 m 个分类器对 T_k 的排序中最高的 3 个排序值求和并赋予 T_k ,作为融合后的输出值,即

$$rnk_1(T_k) = \min_{1 \leq i \leq m} (r_i^k) + \min_{1 \leq i \leq m} 2(r_i^k) + \min_{1 \leq i \leq m} 3(r_i^k) \quad (13)$$

式中, $\min, \min 2, \min 3$ 分别表示 r_i^k 中最小的 3 个值。对 $rnk_1(T_k), k=1, \dots, n$ 进行从小到大的排序,则得到多种分类器融合后各类别的排序。在这里假设排序序号小的模板排名次序在前。

这种融合方法的特点是会使得在某个单个分类器下排序靠前的类别继续保持较高的排序。

2.3.2 融合方法二

第二种融合方法是将 m 个分类器对 T_k 的排序值中小于某个阈值 N_R 的数目作为融合后对 T_k 的输出值,即:

$$rnk_2(T_k) = \# \{r_i^k | 1 \leq i \leq m \& r_i^k < N_R\} \quad (14)$$

式中, $\#\{\dots\}$ 表示满足集合条件的个数。对 $rnk_2(T_k), k=1, \dots, n$ 进行从小到大的排序,则得到多种分类器融合后各类别的排序。在这里假设排序序号小的模板排名次序在前。

2.3.3 融合方法三

第三种融合方法是基于加权的 Borda 计数法的融合方法。Borda 计数法是一种在排序层次上的融合策略。对某个模板特征向量 $T_k, k \in [1, n]$,用 m 个分类器得到 m 个排序值,记为 $R^k=(r_1^k, r_2^k, \dots, r_m^k)$,其中分类器 C_i 对 T_k 的排序值为 r_i^k ,则分类器 C_i 对 T_k 的 Borda 数为排序值低于 r_i^k 的模板特征向量的数目,即

$$rnk_{Borda}(r_i^k) = \# \{r_p^k | r_p^k > r_i^k, 1 \leq p \leq n, p \neq k\} \quad (15)$$

而 T_k 对应的 Borda 计数则为多个分类器的 Borda 计数的均值,即:

$$rnk_{Borda}(T_k) = \sum_{i=1}^m rnk_{Borda}(r_i^k) / m \quad (16)$$

对 $rnk_{Borda}(T_k), k=1, \dots, n$ 再进行排序,则得到多种分类器融合后的各类别排序。

从式(15)、式(16)中可以看出,Borda 计数法的融合策略的一个不足就是同等地对待每个分类器,没有考虑到各个分类器在分类性能上的差异。针对这个不足,我们进行了改进,选择对各个分类器的 Borda 计数进行加权平均,即对式(16)进行以下修改:

$$rnk_3(T_k) = \sum_{i=1}^m w_i * rnk_{Borda}(r_i^k) \quad (17)$$

式中, w_i 为各个分类器的权值,满足 $w_i \geq 0$ & $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 。本文中, $m=4$,取 $w_1=0.25, w_2=0.2, w_3=0.25, w_4=0.3$ 。权值大小是根据几种指纹识别匹配方法本身的识别性能来确定的。基于方向图特征的匹配方法在为单一识别方法时要比其他方法的性能差,因此权值较小;而基于细节点特征的方法要略好于基于图像特征的方法,故设置较大的权值。

3 实验结果

我们选择从真实应用中采集到的活体指纹图像构成的指纹图像数据库来测试本文提出的算法。数据库包括 3306 幅指纹图像,采集分辨率为 500dpi,图像大小为 256×360 ,覆盖了各种质量、各种类型的指纹,具有很高的应用价值。

我们对 2.3 节中提出的 3 种基融合方法进行测试。同时,为了分析和比较基于多种方法融合的方法和单一的指纹识别方法之间的性能差异,还测试了用于融合的每一种指纹识别方法,即总共测试 7 种指纹识别方法。我们对这 7 种指纹识别方法都使用相同的测试步骤,以方便进行比较。每种方法测试的具体步骤如下:

1)对测试集中的所有图像提取特征模板,并存储到指纹数据库。对于 4 种单一的指纹识别方法,可以参考 2.2 节中的步骤提取特征;而对于 3 种基于融合的方法,则需要按照 4 种方法提取所有的特征,即方向场特征、基于灰度共生矩阵的纹理特征、基于 LBP 算子的纹理特征、细节点特征。

2)将测试集中的图像依次作为输入图像,按照每种方法的匹配步骤,与指纹数据库中的指纹进行匹配。选择匹配分数最高的 N 个模板作为候选。如果在前 N 个候选中有与输入图像属于同一手指的模板,则认为识别正确,否则记为识别错误。测试的识别率为识别正确的图像占测试集中总数的百分比。在本文中,选择 $N=1$ 和 $N=5$ 两种情况统计识别正确率。

3)统计各种方法的第一候选正确率和前 5 候选正确率,同时统计识别一枚输入图像的平均时间。这里所指的一枚输入指纹识别的平均时间是指将一枚输入指纹和数据库所有模板匹配得到识别结果的时间,而不是与一枚指纹匹配的时间。

表 2 对 7 种指纹识别方法的测试比较

指纹匹配方法	第一候选识别率 N=1	前 N 候选识别率 N=5	一枚指纹识别的 平均时间
基于方向图特征的 匹配方法	83.68%	86.42%	0.105s
基于灰度共生矩阵的 纹理特征的匹配方法	95.16%	97.21%	0.186s
基于 LBP 纹理算子特征 的匹配方法	94.43%	96.55%	0.287s
基于细节点特征的 匹配方法	98.23%	98.59%	0.183s
融合方法一	98.70%	99.18%	0.588s
融合方法二	98.65%	99.22%	0.597s
融合方法三	98.73%	99.33%	0.602s

表 2 给出了 3 种基于融合的指纹识别方法和 4 种单一的指纹识别方法在测试集合上的测试结果。从结果上看,3 种基于融合的方法的准确率较任何一种单一的识别匹配方法的准确率都高。同时 3 种融合的方法之间的准确率相差不大,基于加权的 Borda 计数法略好于其他两种融合方法。在识别速度上,由于基于融合的方法需要提取 4 种特征,因此识别速

度比单一的指纹识别方法要慢。由于4种方法的特征提取过程中包含了一些相同的步骤,因此表2中基于融合的3种方法识别一枚指纹的时间比4种方法识别时间的总和要短一些。

结束语 本文针对基于细节点特征的指纹识别方法和基于图像特征的指纹识别方法各自存在的问题,提出了一种基于多种特征融合的指纹识别方法。将基于方向场特征、基于灰度共生矩阵的纹理特征、基于LBP算子的纹理特征的方法和基于细节点特征的方法进行融合,弥补了各个方法的不足,提高了匹配的准确性。实验结果表明,本文提出的基于多种特征融合的指纹识别算法好于任意单个的指纹匹配方法,从而有效地提高了指纹识别系统的准确性。

参 考 文 献

- [1] Maltoni D, Maio D, Jain A K, et al. Handbook of Fingerprint Recognition [M]. USA: Springer-Verlag, 2003
- [2] Jain A K, Prabhakar S, Hong L, et al. FingerCode: A Filterbank for Fingerprint Representation and Matching[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 1999). 1999(2):187-193
- [3] Lee C-J, Wang S-D. Fingerprint Feature Extraction Using Gabor Filters [J]. Electronics Letters, 1999, 35(4):288-290
- [4] Tico M, Rämö P, Kuosmanen P, et al. Fingerprint Recognition using Wavelet Features[C]//Proceedings of The IEEE International Symposium on Circuits and Systems(ISCAS-2001). 2001: 21-24
- [5] Ross A, Reisman J, Jain A K. Fingerprint Matching Using Fea-

ture Space Correlation [C]//Proceedings of the International ECCV 2002 Workshop Copenhagen on Biometric Authentication. 2002:48-57

- [6] 叶学义,庄镇泉,张云超,等.基于多模板特征点融合的指纹识别[J].中国图象图形学报,2005,10(2):170-174
- [7] 董火明,高隼,胡良梅.多分类器融合的指纹全局特征协同识别[J].电路与系统学报,2005,(3)
- [8] 张云超,庄镇泉,简兵,等.多印痕指纹识别的数据融合技术[J].计算机工程与应用,2003,(31)
- [9] 于东亮,苏光大.人脸指纹综合识别系统的实现[J].计算机工程与应用,2002,(16)
- [10] 韩智.指纹识别的应用性研究[D].北京:中科院自动化研究所,2006
- [11] 韩智,刘昌平.一种鲁棒的指纹奇异点检测方法[J].计算机工程,2006,32(20):30-32
- [12] Kass M, Witkin A. Analyzing Oriented Patterns [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 37(3):362-385
- [13] Haralick R M. Textural Features for Image Classification [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, 3(6):610-621
- [14] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions [J]. Pattern Recognition, 1996(29):51-59
- [15] Ojala T, Pietikainen M, Maenpää T. Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987

(上接第254页)

②相对拓扑简单的模型,拓扑复杂模型的描述曲线由低频区向高频区移动,同时低频信号占信号总能量的比例下降。这两方面与从视觉角度对模型的观察一致。

本文方法的不足之处在于:

1) 由于本文采用完全图的准确最短旅行商回路算法寻找模型的面片序列,而旅行商问题是NP问题,因此本文方法难以处理面片数量很多的复杂CAD模型。下一步,我们准备尝试以近似最短旅行商回路算法提高本文方法所能处理的模型的规模。

2) 本文在面片序列一致化过程中需要使用参考模型来生成当前模型的面片序列;而实际应用中,很多时候难以找到这样的参考模型。下一步,我们拟研究如何进一步挖掘模型的结构和几何属性,使生成面片序列的过程仅由模型本身决定,从而避免使用参考模型。

参 考 文 献

- [1] Reuter M, Wolter F E, Peinecke N. Laplace-Beltrami spectra as "Shape-DNA" of surfaces and solids[J]. Computer-Aided Design, 2006, 38(4):342-366
- [2] Floater M S, Hormann K. Surface parameterization: A tutorial and survey [M]. Advances in Multiresolution for Geometric Modeling, 2005:157-186
- [3] 彭群生,胡国飞.三角网格的参数化[J].计算机辅助设计与图形学学报,2004,16(6):731-739
- [4] Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, et al. Shape Distributions [J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(4):807-832
- [5] Johnson A E, Hebert M. Using spin images for efficient object

recognition in cluttered 3D scenes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(5):433-449

- [6] Mokhtarian F, Abbasi S, Kittler J. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space [C]//Proceedings of the International Workshop Image DataBases and MultiMedia Search. 1996:35-42
- [7] Kazhdan M, Funkhouser T, Rusinkiewicz S. Rotation invariant spherical harmonic representation of 3D shape descriptors[C]//Symposium on Geometry Processing. 2003:167-175
- [8] 辛谷雨,查红彬.一种基于旋转不变量的三维形状描述子[J].北京大学学报,2007,43(5):428-433
- [9] Vranic D, Saupe D. 3D shape descriptor based on 3D Fourier transform [C]//Proceedings of the EURASIP Conference on Digital Signal Processing for Multimedia Communications and Services. Budapest, Hungary, 2001:271-274
- [10] Doug C, Jonathan C, Frank M, et al. Benchmarking shape signatures against human perceptions of geometric similarity [J]. Computer-Aided Design, 2006, 38(9):1038-1051
- [11] Hilaga M, Shinagawa Y, Kohmura T, et al. Topology matching for fully automatic similarity estimation of 3D shapes [C]//Proceedings of ACM SIGGRAPH. Los Angeles, USA, 2001:203-212
- [12] 潘翔,张三元,张引,等.一种基于拓扑连接图的三维模型检索方法[J].计算机学报,2004,27(9):1250-1255
- [13] Carpaneto G, Dell'Amico M, Toth P. Algorithm 750: CDT: A Subroutine for the Exact Solution of Large-scale, Asymmetric Traveling Salesman Problems [J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1995, 21(4):410-415
- [14] 杨国兴.一种多出发点多旅行商问题到旅行商问题的转换[J].系统工程理论方法应用,1993,2(3):66-69