

文章编号 1004-924X(2009)04-0874-06

# 奇异点和隐马尔可夫模型融合的指纹分类

罗 菁<sup>1,2</sup>, 林树忠<sup>2</sup>, 詹湘琳<sup>3</sup>, 倪建云<sup>4</sup>

(1. 天津工业大学 计算机技术与自动化学院, 天津 300160;

2. 天津市现代机电装备技术重点实验室, 天津 300160;

3. 中国民航大学 航空自动化学院, 天津 300300; 4. 天津理工大学 自动化学院, 天津 300191)

**摘要:** 为了提高分类精度, 提出一种基于奇异点和隐马尔可夫模型(HMM)融合的指纹分类方法。分别对基于奇异点的指纹分类方法和基于 HMM 的指纹分类方法的信任度函数进行分配, 利用证据理论求得两种方法联合作用下的基本可信度分配值。最后, 根据纹形模式判定规则, 选择具有最大支持度的目标完成指纹纹型分类。利用提出的方法在国际指纹竞赛数据库上做了测试, 总的纹型辨识平均正确率可达 94.5%, 识别结果优于奇异点分类方法和 HMM 分类方法, 具有一定的实用价值。

**关键词:** 指纹分类; 奇异点; 隐马尔可夫模型; 数据融合; D-S 证据理论

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

## Fingerprint classification combining singularity and HMM

LUO Jing<sup>1,2</sup>, LIN Shu-zhong<sup>2</sup>, ZHAN Xiang-lin<sup>3</sup>, NI Jian-yun<sup>4</sup>

(1. College of Computer Technology and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China;

2. Tianjin Key Laboratory for Mechanical & Electrical Equipment Technology, Tianjin 300160, China;

3. Aeronautical Automation College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

4. School of Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300191, China)

**Abstract:** For improving classification accuracy, a novel fingerprint classification algorithm was proposed by combining the special capability of a singularity method and the Hidden Markov Model (HMM). The belief functions of the singularity classification and the HMM classification was assigned, respectively, then the combined belief function from the proposed method was determined by the Dempster-shafter(D-S). Finally, fingerprint classification was accomplished according to the classification criteria. The results show that the proposed method explores the effectiveness of singularity extraction and the capability of HMM in dealing with low-quality images in fingerprint classification. An experiment based on standard fingerprint datasets has verified that the classification accuracy reaches 94.5%, which indicates that the performance of the proposed algorithm is better than that of the singularity classification and HMM classification, respectively.

**Key words:** fingerprint classification; singularity; HMM; data fusion; D-S evidence theory

## 1 引言

随着指纹识别技术广泛应用于金融、刑侦等领域,指纹数据库的规模越来越大。指纹分类的目的是为集成自动指纹识别系统(LAFIS)提供一种索引机制<sup>[1-4]</sup>,它根据指纹的特征将指纹分为若干类,使得查询只需在指纹数据库的一个相应子集中进行,从而节省搜索时间、降低运算复杂度。因而,如何真正实现指纹的准确一致而又精细的实时分类,是目前指纹自动识别技术中的重要课题,也是许多国内外学者研究的热点。

目前有很多自动指纹分类的方法,这些方法可以概括为4类:基于知识的、基于结构的、基于频率的和基于句法分析的。基于知识的分类方法<sup>[5-8]</sup>是利用奇异点(中心点和三角点)的位置关系对指纹进行分类。这类分类方法可以较好地克服指纹图像中脊线模糊等噪声的影响,但容易受到指纹图像中的噪声和扭曲等缺陷的影响。基于结构的分类方法<sup>[9-11]</sup>是利用指纹的方向场来进行分类,Hidden Markov模型属于基于结构的分类方法。由于这类方法提取的特征完全来自于输入指纹的方向场信息,所以它对指纹图像中噪声和扭曲的缺陷的敏感程度较之基于奇异点特征的指纹分类方法要低。但是,这类方法容易受到指纹图像中脊线模糊等噪声的影响,而且,模型的最优参数需要经过大量的样本训练才可以得到。当遇到低质量的指纹图像时,单独利用任何一种指纹分类方法都具有一定的片面性。

数据融合(Data Fusion)的概念是70年代提出来的,最初主要应用于军事,目前在民用信息安全系统中也得到了应用。在多种融合方法中,Dempster-Shafer证据理论(D-S证据理论)是比较适合目标识别领域应用的一种推理方法。它最大的特点是对不确定信息的描述采用了“区间估计”而不是“点估计”的方法,在区分不知道与不确定方面以及精确反映证据收集方面显示出很大的灵活性<sup>[12-13]</sup>。基于奇异点的指纹分类方法和基于HMM的指纹分类方法可认为是互补信息。如果将这些互补信息有效地组合利用,就能够更完整地描述对象,提高决策的准确率,并可以补偿单一

分类方法的不准确性的局限性。数据融合恰好是将互补信息组合利用的有效方法。

本文提出了一种基于奇异点和HMM的指纹分类数据融合方法。首先,分别对基于奇异点的指纹分类方法和基于HMM的指纹分类方法的信任度函数进行分配。然后,利用D-S证据理论进行融合完成指纹纹型分类,并在国际指纹竞赛数据库上做了测试,总的纹型辨识正确率可达94.5%,并且对平移、旋转和低质量的指纹图像具有良好的鲁棒性,有一定的实用价值。

## 2 D-S证据理论

### 2.1 证据理论的基本概念

用 $\Theta$ 表示关于命题的相互独立的可能答案或假设的有限集合。按传统方法可以把 $\Theta$ 的幂集表示为 $2^\Theta$ 。 $\Theta$ 的幂集构成了命题集合,把基于奇异点和HMM的指纹分类方法得到的识别结果作为证据,并通过基本概率赋值函数对所有命题赋予一个可信度,基本概率赋值函数 $m$ 定义如下:

函数 $m:2^\Theta[0,1]$ 在满足下列条件:

(1)不可能事件基本概率为0,即 $m(\phi)=0$ ;

(2) $\sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$ ,即 $2^\Theta$ 中全部元素的基本

概率之和为1。 $m(A)$ 称为基本概率赋值, $\phi$ 表示空集, $m(A)$ 表示对命题的精确信任程度。当考虑指纹纹型数及环境对分类的影响时,可采用如下的经验方法确定基本概率赋值。设 $N$ 为指纹纹型数, $M$ 为分类方法总数, $\lambda_i$ 为分类方法的加权系数, $C_i(O_j)$ 为分类方法 $i$ 对指纹纹型 $Q_j$ 的关联系数,要根据具体指纹图像而定,且定义:

$$\alpha_i = \max\{C_i(O_j) | j=1, 2, \dots, N\}, \quad (1)$$

$$\xi_i = \frac{N\lambda_i}{\sum_{j=1}^N C_i(O_j)} \quad i=1, 2, \dots, M, \quad (2)$$

$$\beta_i = \frac{\xi_i - 1}{M-1} \quad M \geq 2, i=1, 2, \dots, M, \quad (3)$$

$$R_i = \frac{\lambda_i \alpha_i \beta_i}{\sum_{j=1}^N \lambda_i \alpha_i \beta_i} \quad i=1, 2, \dots, M. \quad (4)$$

则分类方法 $i$ 对指纹纹型 $j$ 的基本概率赋值为

$$m_i(O_j) = \frac{C_i(O_j)}{\sum_{j=1}^N C_i(O_j) + N(1-R_i)(1-\lambda_i\alpha_i\beta_i)}$$

$$i=1,2,\dots,M, j=1,2,\dots,N. \quad (5)$$

## 2.2 Dempster 合成法则

设  $m_1$  和  $m_2$  是同一识别框架  $\Theta$  上的两个基本概率赋值函数, 相应的焦元分别是  $A_1, A_2, \dots, A_k$  和  $B_1, B_2, \dots, B_r$ 。  $m_1$  和  $m_2$  组合后的基本概率赋值为它们的值和  $m_1 + m_2$ 。 又设

$$K = \sum_{A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i)m_2(B_j), \quad (6)$$

则

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1-K} & A \neq \phi, \\ 0 & A = \phi \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $K$  称为不一致因子, 它的大小反映了证据的冲突程度。 在式(7)中, 若  $K \neq 1$ , 则确定一个基本概率赋值, 若  $K=1$ , 则认为  $m_1$  和  $m_2$  矛盾, 不能对基本概率赋值进行组合。 因此, D-S 证据融合理论具有意见一致的结论, 融合后支持性更强。

## 2.3 纹形模式判定规则

用证据理论组合证据后如何进行决策, 是与具体应用密切相关的问题。 本文采用基本概率赋值决策方法, 其主要思想是:

- (1) 待识别的纹形类别具有最大的可信度;
- (2) 待识别的纹形类别的可信度与其它类别的可信度的差必须大于某一阈值;
- (3) 不确定性区间长度必须小于某一阈值;
- (4) 待识别的纹形类别的可信度必须大于不确定性区间长度。

设  $\exists A_1, A_2 \subset \Theta$ , 满足

$$m(A_1) = \max\{m(A_i), A_i \subset \Theta\}, \quad (8)$$

$$m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \subset \Theta \text{ 且 } A_i \neq A_1\}, \quad (9)$$

若

$$\begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \varepsilon_1 \\ m(\phi) < \varepsilon_2 \\ m(A_1) > m(\phi) \end{cases}, \quad (10)$$

则  $A_1$  即为判决结果, 其中  $m(\phi)$  表示不确定性的基本概率赋值,  $\varepsilon_1, \varepsilon_2$  为预先设定的门限, 一般地,  $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.1$ 。

## 3 新的指纹分类算法

传统的分类算法沿用指纹学上的分类法, 把指纹分为 5 类: 弓形 (Arch)、帐弓形 (Tent Arch)、左箕形 (Left loop)、右箕形 (Right loop) 和斗形 (Whorl)。 根据公安部的统计, 中国人指纹类型的分布, 弓形和帐弓形分别为 1.1% 和 1.4%。 对于实际系统, 把两者分离的必要性不大。 而且, 弓形和帐弓形在结构上很相似, 没有明显的特征可以把两者很好地分开。 文献[5]的实验表明: 不把这两类分开, 可以在不影响分类器效率的情况下, 提高正确率。 因此, 本文采用基于奇异点和 HMM 的指纹分类数据融合方法把采集的指纹分为 4 类: 弓形 (Arch)、斗形 (Whorl)、左箕形 (Left loop) 和右箕形 (Right loop), 如图 1 所示。



(a) 弓形 (b) 斗形 (c) 左箕形 (d) 右箕形  
(a) Arch (b) Whorl (c) Left loop (d) Right loop

图 1 指纹类别图例

Fig. 1 Fingerprint classification images

新的指纹分类算法的基本步骤是:

- (1) 分别计算基于奇异点的指纹分类方法的基本可信度分配值  $m_1(A_i)$  和基于 HMM 的指纹分类方法的基本可信度分配值  $m_2(A_j)$ ;
- (2) 利用 Dempster 合成规则, 求得两种方法联合作用下的基本可信度分配值  $m(A)$ ;
- (3) 根据 2.3 中的纹形模式判定规则, 选择具有最大支持度的目标。

需要说明的是, 本文采用了文献[6]中的基于奇异点的指纹分类方法和文献[11]中的基于 HMM 的指纹分类方法。 因为两种方法对指纹识别各特征参数之间的重要程度、分类方法的可信度和检测结果有一定的先验信息, 所以  $C_i(O_j), \lambda_i$  可以根据这些先验信息确定。 具体说,  $\lambda_i$  可以通过相应分类方法的正确率求得。  $C_i(O_j)$  可以通过

每种方法相应的纹形分类正确率求得,在融合的过程中,如果没有先验信息,可以通过距离和贴进度法<sup>[12]</sup>、BP 神经网络法、基于隶属度函数<sup>[12]</sup>等方法确定可信度分配。

基于奇异点和 HMM 的指纹分类数据融合方法的流程图如图 2 所示。

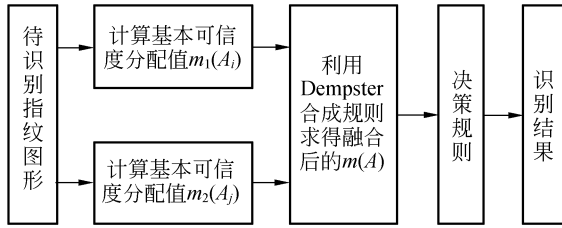


图 2 应用数据融合方法辨识指纹纹形的流程图

Fig.2 Flow chart of fingerprint classification based on data fusion

### 4 实验结果

为了验证本文算法分类的准确性,本文应用 FVC2000、FVC2002 和 NIST-4 的训练指纹库进行了测试。FVC2000 包含了 160 个(20×8)指纹图像,我们从中选取训练样本和测试样本各 60

幅。FVC2002-DB1 包含 880 个(110×8)指纹图像。我们从中抽取 422 幅作为样本,其中左箕型 119 个,右箕型 110,弓型 77 个,斗形 116 个;测试样本集从训练样本以外的指纹图像中随机地抽取 420 个指纹图像构成。NIST-4 包含 4 000 个(2 000×2)指纹图像,我们排除了那些人工分类有混淆的图像和无法提取奇异点的图像,从中抽取 1 000 幅作为样本;另外再选取 1 000 幅图像用作测试样本。在训练样本和测试样本中,其 4 种类型的指纹数量是相同的,即各占 20%。

在指纹分类过程中,将两种方法的辨识结果用隶属度值来表示。这个隶属度作为 D-S 证据理论中两种方法的信任度函数分配的相关系数,并用 D-S 证据理论的联合规则合并每种方法的信任度函数分配,最后利用得到的融合结果,并根据一定的规则辨识得到最终的指纹纹型。

设目标识别框架为  $\Theta = \{O_1, O_2, O_3, O_4\}$ , 其中,  $O_1$  表示弓形,  $O_2$  表示斗形,  $O_3$  表示右箕形,  $O_4$  表示左箕形。下面利用基于奇异点的指纹分类方法 1 和基于 HMM 的指纹分类方法 2 得到基本可信度分配以及合并后的基本可信度分配,根据 D-S 方法进行融合,并根据决策规则进行目标识别,结果如表 1 所示。

表 1 基于奇异点和 HMM 的指纹分类方法的数据融合结果

Tab.1 Data fusion results of fingerprint classification methods based on singularity and HMM

待测样本	方法	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$O_4$	不确定性	识别结果
$O_1$	1	0.551 1	0.003 5	0.403 5	0.008 5	0.033 4	不确定
	2	0.681 8	0.132 8	0.038 6	0.102 3	0.044 5	$O_1$
	融合	0.821 9	0.101 3	0.029 0	0.047 5	0.000 3	$O_1$
$O_2$	1	0.029 8	0.723 1	0.037 5	0.164 5	0.045 1	$O_2$
	2	0.001 0	0.571 0	0.380 5	0.008 0	0.039 5	不确定
	融合	0.001 5	0.831 5	0.154 4	0.008 5	0.004 1	$O_2$
$O_3$	1	0.012 0	0.369 5	0.561 3	0.014 7	0.042 5	不确定
	2	0.175 4	0.025 4	0.723 5	0.037 0	0.038 7	$O_3$
	融合	0.101 5	0.016 3	0.868 8	0.013 0	0.000 4	$O_3$
$O_4$	1	0.122 1	0.103 2	0.001 7	0.731 5	0.041 5	$O_4$
	2	0.008 0	0.371 0	0.010 5	0.572 0	0.038 5	不确定
	融合	0.010 0	0.118 5	0.008 5	0.862 7	0.000 3	$O_4$

由表 1 可以看到,通过采用融合方法,将指纹纹型辨识为弓形的基本可信度由单个方法的 0.551 1 和 0.681 8 提升为 0.821 9,同时指纹纹型辨识结果不确定性的基本概率由原来的

0.033 4 和 0.044 5 下降到 0.000 3,可见,数据融合方法的引入使得纹型辨识结果的可靠性有所提高。为了考察应用数据融合方法辨识纹型的有效性,将基于奇异点的指纹分类方法 1 和基于

HMM 的指纹分类方法 2 与应用数据融合方法辨识纹型的比较结果列在表 2 中。

表 2 奇异点的指纹分类法、HMM 分类法和融合方法的纹型辨识正确率

Tab. 2 Accuracy rates of classification based on singularity, HMM and data fusion %

辨识纹型	弓形	斗形	右箕形	左箕形
方法 1	87	88	90	91
方法 2	89	91	92	92
融合方法	93	94	95	96

由表 2 可以看到,基于奇异点和 HMM 的指纹分类数据融合方法的纹型辨识正确率可达 94.5%。

## 5 总 结

本文综合基于奇异点的分类方法和基于

HMM 的分类方法的优点,提出了一种基于奇异点和 HMM 的指纹分类数据融合方法。首先,分别对基于奇异点的指纹分类方法和基于 HMM 的指纹分类方法的信任度函数进行分配。然后,利用 D-S 证据理论进行融合完成指纹纹型分类,并在国际指纹竞赛数据库上做了测试,总的纹型辨识正确率可达 94.5%,并且对平移、旋转和低质量的指纹图像具有良好的鲁棒性,具有一定的实用价值。

D-S 证据理论证据合成时,主要采用了各证据概率积的形式,因此如果证据中存在一条完全否定的概率,则证据融合后也将是否定的(概率积为 0),即有“一票否决”的特点。因此,本文提出的算法与其它已有指纹分类算法的结合能否会有更高的识别率还有待于做进一步的研究。

## 参考文献:

- [1] LIU L M, HUANG C Y, HUNG D C. A directional approach to fingerprint classification[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 22(2): 347-365.
- [2] HONG J H, MING J K, CHO U K, et al. Fingerprint classification using one-vs-all support vector machines dynamically ordered with naive {dotless} Bayes classifiers[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(2): 662-671.
- [3] 乌旭, 胡家升, 梁殿亮. 基于区域分割的指纹奇异性检测及中心点计算[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(2): 229-235.  
WU X, HU J SH, LIANG D L. An algorithm for singularity detection and center point calculation based on fingerprint segmentation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 229-235. (in Chinese)
- [4] 黄玮, 韩正臣. 多指指纹采集仪的光学系统设计[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(6): 955-958.  
HUANG W, HAN ZH CH. Optical system design of multi-finger fingerprint scanner [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(6): 955-958. (in Chinese)
- [5] LI J, YAU W Y, WANG H. Combining singular points and orientation image information for fingerprint classification[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(1): 353-366.
- [6] TAN T, ZHAN Y W, DING L, et al. Fingerprint classification method based on analysis of singularities and geometric framework[C]. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *Advanced Parallel Processing Technologies-7th International Symposium*, 2007, 4847: 703-712.
- [7] HUANG C Y, LIU L M, HUNG D C. Fingerprint analysis and singular point detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(15): 1937-1945.
- [8] WANG L, DAI M. Application of a new type of singular points in fingerprint classification[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(13): 1640-1650.
- [9] NEUHAUS M, BUNKE H. A graph matching based approach to fingerprint classification using directional variance[C]. *Lecture Notes in Computer Science, Audio - and Video-Based Biometric Person Authentication: 5th International Conference*, 2005, 3546: 191-200.
- [10] SERRAU A, MARCIALIS G L, BUNKE H, et al. An experimental comparison of fingerprint classification methods using graphs[C]. *Lecture*

*Notes in Computer Science, Graph-Based Representations in Pattern Recognition-5th IAPR International Workshop*, 2005,3434:281-290.

- [11] WANG C W, LI J W, CHEN W M. A new two-stage method of fingerprint classification[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003,29(6):851-858.
- [12] LI H, BAO Y Q, OU J P. Structural damage identification based on integration of information fusion and shannon entropy[J]. *Mechanical Sys-*

*tems and Signal Processing*, 2008,22(6):1427-1440.

- [13] 冯志庆,杨英慧,郭景富,等.基于神经网络的点目标多光谱信息融合识别方法[J]. *光学精密工程*, 2003,11(4):412-415.
- FENG ZH Q, YANG Y H, GUO J F, *et al.*. Fusion recognition of dot target multi-spectrum data based on ANN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2003, 11(4):412-415. (in Chinese)

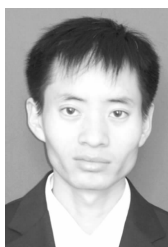
#### 作者简介:



罗菁(1976—),女,宁夏固原人,副教授,博士生,1998年于天津工业大学获学士学位,2003年于天津大学获硕士学位,主要从事图像处理 and 模式识别等方面的研究。E-mail: luiojing@tjpu.edu.cn



詹湘琳(1976—),女,湖南人,讲师,博士,2003年和2006年于天津大学分别获得硕士学位和博士学位,主要从事智能检测技术方面的研究。E-mail: xlzhan@cauc.edu.cn



倪建云(1977—),男,云南大理人,讲师,硕士,1999年和2005年于天津工业大学分别获学士学位和硕士学位,主要从事智能检测和嵌入式系统等方面的研究。E-mail: nijianyun@tjut.edu.cn

#### 导师简介:



林树忠(1953—),男,黑龙江明水人,教授,博士生导师,1984年于东北重型机械学院获硕士学位,主要从事成套机电一体化自动生产设备,新型传动机构,光机电与网络制造技术,信息传感与远程控制等方面的研究。E-mail: linsuzhong@tjpu.edu.cn

#### ● 下期预告

## 悬臂梁单晶压电发电机的实验

袁江波,单小彪,谢涛,陈维山,

(哈尔滨工业大学机电工程学院,黑龙江哈尔滨 150001)

建立了悬臂梁单晶压电振子的发电测试系统,对压电晶体与磷青铜基板材料的厚度比对单晶压电振子输出电压的影响进行了有限元分析,得出了压电晶体与磷青铜基板材料的最佳厚度比并进行了实验验证,同时对具有最佳厚度比的单晶压电振子进行了压电发电能力测试。研究表明,当压电晶体与磷青铜金属基板的最佳厚度比为0.5,单晶压电振子的输出电压最大,有限元分析与实验结果基本吻合。单晶压电振子输出电压随着负载的增大而随之增大,而输出功率并不随负载的增大而增大。压电振子存在一个最佳负载,当负载与压电振子内阻匹配时,此时的输出功率最大,能量转化效率最高。单晶压电振子在负载为50时,输出电压最大可达5.4;当负载电阻为时,负载与压电振子内阻匹配良好,输出功率达到最大为1.18,产生的能量能满足网络传感器等低耗能电子产品的供能需求。