

基于 HMM 和 SVM 的指纹分类方法¹

王崇文^{***} 李见为^{**} 陈为民^{**}

^{*}(北京理工大学软件学院 北京 100081)

^{**}(重庆大学光电工程学院模式识别研究室 重庆 400044)

摘 要 该文提出了指纹分类的一种新型方法: 使用指纹编码的基于隐马尔可夫模型 (HMM) 和支持向量机 (SVM) 的两级分类。该方法采用 FingerCode 作为指纹的特征表述, 首先用 5 个伪二维 HMM 进行分类初选, 确定最可能的两种指纹分类结果, 再用相应的 SVM 分类器做最终判决。实验表明, 分类性能已经达到或超过目前流行的指纹分类算法, 具有一定的实用价值。

关键词 指纹分类, 支持向量机, 隐马尔可夫模型, 指纹编码

中图分类号 TP391.4

1 引言

指纹分类为大型指纹数据库提供了一种检索机制。稳定而精确的分类可以大大降低指纹检索匹配的时间。传统的指纹分类主要应用于警用系统, 依据指纹的宏观特性, 特别是指纹的中心区域, 把指纹划分为若干个类别。如文献 [1] 就先把指纹粗分为弓型、箕型、斗型和混合型 4 大类, 然后又对各大类进行细分, 其中弓型纹又可分为 72 小类, 箕型纹可分为 4256 小类, 斗型纹可分为 5181 小类, 混合型纹可分为 12 小类。而对于自动指纹识别系统, 类别体系不会如此复杂, 现在被各大研究机构或厂商广泛使用的是美国国家标准局推荐的 5 类或 4 类分类体系, 其中 5 类是指弓形、帐形、左箕形、右箕形和螺旋形等 5 种类别, 而 4 类则是把弓形和帐形归为一类。当然, 也有一些研究和商业机构提出了“新”的类别体系: 他们根据指纹的某种特征, 对指纹重新聚类, 然后依照这些聚类中心对输入图像分类。本文的分类体系主要针对前者, 即 5 类方法。

2 指纹分类方法回顾

对于自动指纹分类, 各国学者已提出了多种多样的方法。直到现在, 还是国际上自动指纹识别系统的重要研究方向之一。我们把现存的指纹分类算法可粗略地分为 6 类:

(1) 基于歧异点的信息。该方法实际上就是利用指纹的中心点和三角点的位置和数量关系把指纹归于 5 类体系中的一个类别^[2,3]。这种分类方法借助的是指纹专家人工分类的思想, 但由于严重依赖于歧异点的信息, 因此对于不太完整的指纹图像, 分类效果较差;

(2) 语义分析的方法。这种方法使用一些终结符和产生式来描述指纹特征, 通过定义每一类的语法规则实现指纹分类^[4]。

(3) 神经网络分类法。这是目前应用最广泛的一种自动指纹分类方法, 而其中最知名的是 NIST 的 PCASYS(Pattern-level Classification Automation SYStem) 方法^[5,6]。该方法根据指纹的方向图经变换生成 64 维指纹特征, 而后送入随机神经网络进行学习和分类。

(4) 利用指纹的结构特征进行分类。它的基本思想是把方向图分解成几个相似的、具有规则形状的区域, 用这些区域构造关系图, 以获取指纹的宏观特征^[7]。

(5) 其他分类法。文献 [8] 提出了一种利用多空间 KL 变换的方法进行指纹分类: 特征矢量, 不再像以前那样直接做 KL 变换, 而是对多个空间分别做变换, 变换后的矢量与哪一种类型相似, 就把指纹归于哪一类。而文献 [9] 则采用了 HMM 对指纹分类, 它提取的是指纹脊线特征。文献 [10] 利用指纹的频域特征进行指纹分类, 也取得了良好的实验效果。

¹ 2002-05-13 收到, 2003-01-09 改回

(6) 多级分类体系或综合分类法。文献 [11] 根据指纹编码 (FingerCode) 特征, 采用 K -邻域分类器和神经网络分类器两级结构对指纹进行分类。而文献 [12,13] 则是综合了多种指纹分类的方法, 利用信息融合的思想对分类结果作出最优判断。

本文在文献 [11] 的启发下, 同样是根据指纹编码特征, 但却利用 HMM 和 SVM 构成两级分类体系, 实验表明对图像质量有良好的鲁棒性。HMM 和 SVM 是两种近年来比较新的技术, 下面就先对这两种技术做一简单介绍。

3 HMM 和 SVM

3.1 HMM^[14]

HMM 是一个由两种机理构成的随机过程。一个机理是内在的有限状态马尔可夫链, 另一个是一系列随机函数所组成的集合, 其中每个函数都与一个状态相联系, 马尔可夫链按照转移概率矩阵改变状态。之所以称为 HMM, 是因为观察者只能看到每一状态相关联的随机函数的输出值, 而不能观察到马尔可夫链的状态。

目前, HMM 作为信号的一种统计模型, 已经在语音信号处理领域得到了广泛的应用, 取得了很大的成功。不仅如此, HMM 还广泛应用于模式识别、图像处理的各个领域。

3.2 SVM^[15]

SVM 是一种典型的两类问题分类器。传统的机器学习方法采用了所谓经验风险最小化 (Empirical Risk Minimization, ERM) 原则, 即用样本定义经验风险。事实上, 在很多问题中的样本数目离无穷大相去甚远。那么在有限样本下 ERM 原则得到的结果不一定能使真实风险最小。

统计学习理论 (SLT) 是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论。SVM 是建立在 SLT 的 VC 维理论和结构风险最小 (SRM) 原理基础上的, 根据有限的样本信息在模型的复杂性 (即对特定训练样本的学习精度) 和学习能力 (即无错误地识别任意样本的能力) 之间寻求最佳折衷, 以期获得最好的推广能力。

目前, SVM 算法在模式识别、回归估计、概率密度函数估计等方面都有应用, 其在精度上已经超过传统的学习算法或与之不相上下。

4 HMM 和 SVM 两级指纹分类器

4.1 总体结构

本文利用 HMM 和 SVM 这两种新型分类器进行指纹分类的流程如图 1 所示: 首先把待分类指纹图像送入预处理模块, 产生指纹编码, 而后把特征编码分别送入弓形 A、帐形 T、左箕形 L、右箕形 R 和螺旋形 W 5 个 HMM 分类器, 每个分类器都输出一个待分类指纹属于该类的概率, 选出可能性最大的两类, 使用相对应的 SVM 分类器进一步确认指纹所属的类别。

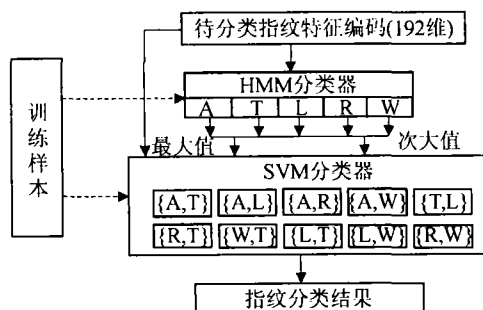


图 1 本文提出的基于 HMM 和 SVM 两级分类体系

4.2 HMM 分类器的构成

基于 HMM 的指纹分类, 首先需要确定采用怎样一个 HMM 来描述指纹分类的过程。由于指纹图像是一个二维信号, 因此要充分利用二维信号的所有信息, 而要建立一个全连接的二维结构 HMM 将非常复杂, 这种结构的 HMM 在学习和识别中都是一个完全 NP 问题, 采用这种结构用于指纹分类的话, 计算复杂度太大, 这将直接导致学习和识别时间都很长, 没有很大的实用价值, 为此需要将二维的 HMM 结构进行简化。

本文根据指纹编码的产生步骤, 提出了一种伪二维 HMM。由指纹编码的构成, 可以发现不同环带顺序连接形成完整的 FingerCode^[11], 假如对各环带从内到外依次编号 1, 2, 3, 4, 5, 6, 那么指纹编码的顺序应该是不变的, 而这样一种顺序可以提示我们建立一个左右形式的马尔可夫链模型, 如图 2 所示。它可以看作是一种特殊的马尔可夫链, 它的特点是一定从状态 1(环带 1) 出发, 然后沿状态序号增加的方向转移, 最终停在状态 6(环带 6)。而对于每一个环带, 它的编码又由各扇区顺序连接而成, 因此如果从水平正向出发, 沿逆时针方向对各扇区编号, 那么各环带的指纹编码顺序应该是不变的, 而这样一种顺序也同样可以提示我们建立一个左右形式的马尔可夫链模型, 如图 2 所示, 只是它的状态数为 8。我们可以将每一行的状态 $O_y = \{o_{1y}, \dots, o_{xy}\}$ 看作是一个一维的 HMM 模型, 然后将这一行的状态构成的 HMM 看作为一个状态, 那么又可以构造另一个一维 HMM 的状态 $O = \{O_1, \dots, O_Y\}$, 这样就构成了一个类似二维的 HMM, 它实际上是由一组一维 HMM 连接构成的。也就是说伪二维 HMM 是由一个主 HMM 构成, 而在主 HMM 中每个状态是有一个从属 HMM 构成。如图 3 所示, 主状态方向为垂直方向, 对于指纹编码而言就可以认为是环带的数量; 而从状态方向为水平方向, 对于指纹编码而言就可以认为是各环带的扇区数量。这样我们就可以定义伪二维 HMM, 或者说伪二维 HMM 由以下的参数描述:

N : 垂直方向主状态 (Superstate) 个数, 图 3 中主状态个数为 6;

A : 主状态转移概率矩阵 $A = \{a_{kj} : 1 \leq k, j \leq N\}$;

Π : 主状态初始概率矢量 $\Pi = \{\pi_j : 1 \leq j \leq N\}$;

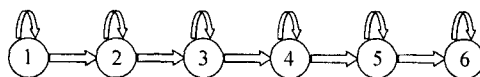


图 2 一维 HMM 模型

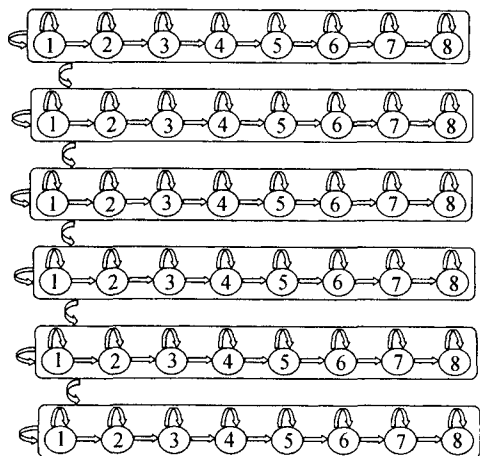


图 3 伪二维 HMM 模型

Λ : 水平方向从属 HMM $\Lambda = \{\lambda^j : 1 \leq j \leq N\}$; 这是一系列对应于主状态的一维 HMM, 每个 λ^j 都是一个标准的一维 HMM。

这样一个伪二维 HMM 就可以表示为 $\eta = (N, \mathbf{A}, \mathbf{\Pi}, \mathbf{\Lambda})$ 。从这个定义我们可以看出实际上它和一维 HMM 没有本质上的区别, 因此所有针对一维 HMM 的算法, 包括状态估计, 重估公式等都可以稍微修改就能适用于伪二维 HMM。本文在识别时采用了 Viterbi 算法, 学习算法采用了 Baum-Welch 算法。

4.3 SVM 分类器的构成

SVM 是典型的二类问题分类器。对于多类 (如 M 类) 情况, 使用两类分类器有以下 3 种策略:

(1) 将属于 w_i 类的模式与其余不属于 w_i 类的模式分开。这样就把 M 个多类问题分成 M 个二类问题, 需要 M 个分类器。

(2) 采用每对划分, 即 ω_i/ω_j 两分法。一个分类器只能分开两个类别, 但不能用它把其余所有的类别分开。因此, 要分开 M 类模式, 需要有 $C_M^2 = M(M-1)/2$ 个两类分类器。

(3) 采用二叉树类型的多级分类。先把 M 个类别分成两个类别的集合, 每个集合中都包含若干个类别, 第一级分类首先确定输入模式属于哪一个集合, 接着对各个集合再进行二叉树划分, 最终使用两类分类器一级一级地分类, 找出最优分类结果。

本文采用的 SVM 分类器, 由于用在 HMM 分类器之后, 输入特征经过 5 个 HMM 分类器后, 得到该特征分别属于各种类型指纹的概率, 选取其中最大的两个, 使用 SVM 分类器进行确认, 很明显, 策略 2 最能满足需求, 因此, 我们就构造了 $C_5^2 = 10$ 个 SVM 分类器, 对任两类指纹进行分类。

5 实验结果分析

本文主要对分类器分类的准确性和连续性进行了测试。指纹分类主要是考虑指纹的宏观特性, 因此用于测试的指纹图像应该比较完整。本文用于指纹分类实验的数据库是 NIST-4 和 CQU-Veridicom 数据库。NIST-4 数据库总共包含 2000 枚手指的 4000 幅指纹图像, 图像大小为 512×480 。数据库中每一幅图像都被指纹专家标注了指纹所属的类型, 其中大约有 17% 的被标注为两种类型, 这表明, 即使是对于人工指纹分类, 仍存在 17% 的误差。同时, 该数据库中还有一部分指纹图像, 因为中心区域过于靠近边缘, 而使得文献 [11] 的方法无法确定参考点位置, 如图 4 所示。因此我们在使用数据库 NIST-4 时, 排除了那些人工分类有混淆的图像和无法提取 FingerCode 的图像。这样, 整个数据库大约还有 3300 幅指纹图像, 我们从中抽取 1000 幅作为样本, 用于训练 HMM 和 SVM 分类器; 另外再选取 1000 幅图像用作测试样本。需要提醒的是, 无论是训练样本还是测试样本, 其 5 种类型的指纹数量是相同的, 即各占 20%。CQU-Veridicom 数据库分别从 50 个人的 300 枚手指 (考虑到人们日常使用的方便, 没有使用小拇指和无名指) 使用电容式指纹传感器采得 3000 幅指纹图像。每幅图像的大小为 $300 \text{ 像素} \times 300 \text{ 像素}$, 图像分辨率为 500DPI。在本文用它来进行分类连续性的测试。因为该数据库中每枚手指都有多幅指纹图像, 我们可以通过观察同一手指多幅图像的分类结果, 来估计分类的连续性。在实验中, 我们从数据库中选取了 200 个手指比较完整的 1000 幅指纹图像, 即每枚指纹对应 5 幅图像。

为了获得良好的测试结果, 我们首先要对分类器的参数进行优化。对于伪二维 HMM 分类器, 我们在参阅文献 [9] 及通过实验调整, 最终得到的初始参数为主状态数为 6, 从状态数为 4。而对于 SVM 分类器, 我们分别对两种内积函数的分类器进行了测试, 一种是多项式 SVM, 另一种是径向基函数 SVM。实验表明, 多项式机器在阶数等于 3 时效果最优, 而径向基函数机器则在 $\delta = 1$ 时, 表现出比多项式机器更好的性能, 因此, 我们在实验中都是采用的径向基函数 SVM, 其参数 $\delta = 1$ 。另外, 通过实验我们发现, 支持向量的数目一般为训练样本的 $1/5 \sim 1/2$, 并且对于不同的分类器, 其所利用的支持向量集合有很大一部分重合。表 1 为对 NIST-4 数据库进行实验测试分类准确性的结果。

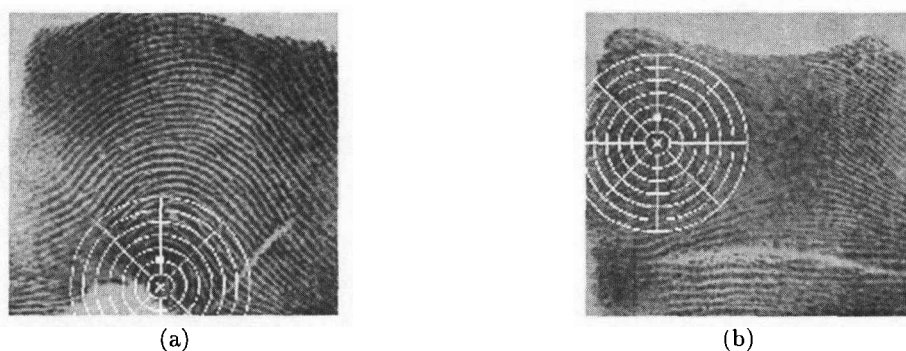


图 4 NIST-4 数据库中中心区域过于靠近边缘的样例

表 1 基于 HMM 和 SVM 的两级指纹分类结果

指纹的 真实类型	分类器的最终输出结果				
	螺旋形	右箕形	左箕形	弓形	帐形
螺旋形	182	10	5	2	1
右箕形	1	185	1	3	10
左箕形	3	0	188	4	5
弓形	2	0	3	178	17
帐形	0	4	6	14	176

实验表明,总的分类准确率达到了 91%,虽然比文献 [11] 的结果略有提高,但与目前最优的分类方法相比,还有一定差距,但由于我们提出的使用 HMM 并综合 SVM 的指纹分类方法,是这两种技术一个比较有创意的应用,相信可以通过进一步优化分类器参数或选择更有效的特征表述来提高分类的准确性。我们对错分的指纹进行了分析,发现错分主要有以下几个原因: (1) 有些图像质量过差,无法准确提取目标区域的信息,造成错误分类; (2) 双箕形指纹与左、右箕形的混淆。在 NIST-4 数据库中,双箕形指纹被归类为螺旋形,但在使用文献 [11] 的方法提取指纹编码时,总是把较上面的箕形作为参考点,这样形成的目标区域看起来就更像箕形指纹; (3) 弓形指纹与帐形指纹的混淆。这些错误,特别是第 2,3 类错误表明,文献 [11] 参考点位置的选取存在一定的问题,应该找到一种更准确的参考点确定方法。

正如前文所述,指纹分类的目的是为了便于指纹索引,因此若一幅指纹图像被错误的分类,但如果同一手指的其他指纹图像也被错误地分到了该类,则对于指纹索引并无丝毫影响。因此,指纹分类的连续性也是检测分类器性能的一个重要指标。我们下一步使用 CQU-Veridicom 数据库对基于 HMM 和 SVM 的两级分类器的分类连续性进行了测试。结果表明,该分类系统的连续性较好,达到了 93.7%,当然,考虑到在实际应用中,若采用的指纹采集器件面积过小,分类器的分类连续性会由于图像位移而效果下降。

6 结 论

本文提出了一种指纹分类的新型方法:使用指纹编码的基于 HMM 和 SVM 的两级分类。该方法采用文献 [11] 提出的 FingerCode 作为指纹的特征表述,而后首先用 5 个伪二维 HMM 进行类别初选,确定最可能的两种指纹分类结果,再用相应的 SVM 分类器做最终判决。实验表明,尽管分类性能已经达到或超过目前流行的指纹分类算法,但与最优的分类器相比,还有一定差距。因此我们还需要做进一步的深入研究。

参 考 文 献

- [1] 刘少聪,新指纹学,合肥,安徽人民出版社,1984. 10, 25-121.
- [2] K. Karu, A. K. Jain, Fingerprint classification, Pattern Recognition, 1996, 29(3), 389-404.

- [3] L. Hong, A. K. Jain, Classification of fingerprint images, 11th Scandinavian Conference on Image Analysis, June 7-11, Kangerlussuaq, Greenland, 1999, 33-50.
- [4] C. V. Kameshwar Rao, K. Black, Type classification of fingerprints: A syntactic approach, IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell., 1980, 2(3), 223-231.
- [5] C. L. Wilson, G. T. Candela, C. I. Watson, Neural network fingerprint classification, J. Artificial Neural Networks, 1993, 1(2), 203-228.
- [6] G. T. Candela, P. J. Grother, C. I. Watson, R. A. Wilkinson, C. L. Wilson, PCASYS: A pattern-level classification automation system for fingerprints, NIST Tech. Report NISTIR 5647, August, 1995.
- [7] D. Maio, D. Maltoni, A structural approach to fingerprint classification, Proc. 13th ICPR, Vienna, August, 1996, 112-128.
- [8] R. Cappelli, D. Maio, D. Maltoni, Fingerprint classification based on multispace KL, Proc. Workshop on Automatic Identification Advances Technologies, Summit, NJ, October 1999, 117-120.
- [9] A. Senior, A hidden Markov model fingerprint classifier, Proc of the 31st Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Washington, 1997, 306-310.
- [10] A. P. Fitz, R. J. Green, Fingerprint classification using hexagonal fast Fourier transform, Pattern Recognition, 1996, 29(10), 1587-1597.
- [11] A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, A multichannel approach to fingerprint classification, IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell., 1999, 21(4), 348-359.
- [12] R. Cappelli, D. Maio, D. Maltoni, Combining fingerprint classifiers, First International Workshop on Multiple Classifier Systems, Cagliari, June 2000, 351-361.
- [13] G. L. Marcialis, F. Roli, P. Frasconi, Fingerprint classification by combination of flat and structural approaches, AVBPA 2001, LNCS 2091, Tokyo, 2001, 241-246.
- [14] Rabiner L, A tutorial on hidden Markov models and selected application in speech recognition, Proc. IEEE, 1989, 77(3), 256-286.
- [15] V. N. Vapnik 著, 张学工译, 统计学习理论的本质, 清华大学出版社, 2000, 第 2 章.

FINGERPRINT CLASSIFICATION USING HMM AND SVM

Wang Chongwen* ** Li Jianwei** Chen Weimin**

**(Software College, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)*

*** (Optoelectronic College, Chongqing University, Chongqing 400044, China)*

Abstract In this paper, a new classification method is proposed that is based on HMM and SVM using FingerCode. This technique uses FingerCode as representation of fingerprint, first, using five HMM classifiers to classify originally, furthermore, basing on the most possible two results of classification by HMM, the corresponding SVM classifier is selected to make final decision. Through experiments, the performance of this method reaches or exceeds many popular ones and has value to a certainty in practice.

Key words Fingerprint classification, Support Vector Machine(SVM), Hidden Markov Model (HMM), FingerCode

王崇文: 男, 1974 年生, 博士, 主要研究方向为图像处理和模式识别.

李见为: 男, 1947 年生, 教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别和地理信息系统.

陈为民: 男, 1970 年生, 博士生, 主要研究方向为图像处理.