

# 基于遗传算法指纹分类在保管系统中的应用

舒展, 朱明富

(华中科技大学 系统工程研究所, 湖北 武汉 430074)

**摘要:**研究指纹的自动分类问题对解决大容量指纹库的匹配实时性有着重要的意义。为了优化基于指纹识别的银行保管箱系统, 提高其对指纹图像的识别速度, 文中引进了遗传算法指纹分类对指纹图像进行粗匹配。该方法通过利用复制、交叉和变异操作, 对群体中的个体进行优化与筛选。介绍了基于遗传算法的指纹分类在银行保管箱系统中的应用, 基于遗传算法的指纹分类法克服了一般排他性分类法所固有的对某些指纹图像无法识别的缺陷, 同时提高了整个系统的效率。

**关键词:**遗传算法; 指纹分类; 保管箱

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2006)11-0191-04

## An Application of Fingerprint Classification Based on Genetic Algorithm in Deposit Boxes System

SHU Zhan, ZHU Ming-fu

(Institute of System Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Fingerprint classification can provide an important indexing mechanism in a fingerprint database. In order to improve the bank deposit boxes system, fingerprint classification based on genetic algorithm is involved to rough recognition of fingerprint images. This method uses copy, crossover and mutation to optimize and filtrate the individual from the colony. An application of fingerprint classification based on genetic algorithm in a bank deposit boxes system is introduced. Fingerprint classification based on genetic algorithm overcomes the limitation of common exclusive classification. With this classification, the systemic efficiency is improved.

**Key words:** genetic algorithm; fingerprint classification; bank deposit boxes

### 0 引言

保管箱业务又称为公共保管柜业务, 是银行以自身信誉和设施为保障开办的一项代保管业务。以往租赁客户凭身份证、租赁卡来验证身份从而进入库门开启保管箱。但这些证件存在丢失和仿冒的可能性以及银行工作人员也可能存在工作疏忽的情况, 导致这种管理机制存在很大的安全隐患。指纹识别技术是成熟的生物识别技术之一, 将指纹识别技术应用于现代管理保管箱系统, 可以使得整套系统性能优异, 工作可靠, 能有效、方便、安全地提高银行保管箱业务的水平。

对于大容量指纹识别系统, 由于需对比匹配的指纹数目较多, 容易出现响应时间过长的问題, 影响整个指纹识别系统的应用。倘若能够合理地利用指纹内蕴含的一些信息对指纹进行宏观分类, 就可以显著地减小指纹库中指纹的搜寻空间, 提高大型指纹库的指纹匹配效率, 缩短身份确认的时间。文中设计了一种基于遗传算法指纹分类的银行保管箱系统, 利用遗传算法的自适应性从问题的解

空间进行鲁棒性搜索, 通过构筑复合算子进行指纹分类。文中所用的遗传算法指纹分类使得整个系统的识别速度得以提升, 整体性能得到优化。

### 1 银行保管箱系统结构

银行保管箱管理系统采用分布式 C/M/S (Client/Middleware/Server) 体系结构; 用户界面层/应用服务层/数据库层。它有着较好的安全性和可扩充性, 在银行网点柜员机上仅需要下载或安装简单易用的、零维护的客户机程序。所有业务应用服务程序装配在应用服务层所在的应用服务器上, 网点信息、客户信息、指纹注册信息等数据存放在数据库服务器上。为节约成本, 应用服务器和数据库服务器也可以为一台综合服务器。此银行保管箱系统使用指纹识别系统作为主要身份验证手段, 利用指纹特征的唯一性确保系统的精确性和保密性<sup>[1]</sup>。

### 2 指纹识别系统的构成

指纹识别系统包括对指纹图像采集、指纹图像预处理、特征提取、指纹分类、特征值的比对与匹配等过程。指纹识别系统的结构如图 1 所示。

系统先通过指纹读取设备读取到人体指纹的图像, 对

收稿日期: 2006-03-05

**作者简介:** 舒展 (1982-), 女, 安徽金寨人, 硕士研究生, 研究方向为图形图像处理、信息系统; 朱明富, 副教授, 研究方向为决策支持系统、企业信息工程、控制管理一体化。

其进行初步的预处理。其后,系统从经过预处理的图像中提取用于比对匹配或分类的特征值,通过计算机模糊比较的方法,把两个指纹的特征值进行比较,计算出它们的相似程度,最终得到两个指纹的匹配结果。

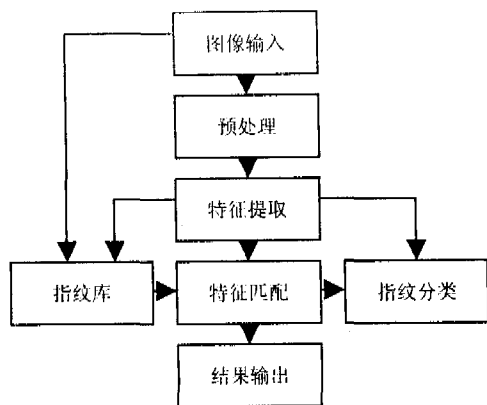


图 1 指纹识别系统框图

对于 1: N (一对多) 的自动指纹识别系统而言,在识别阶段需要在数据库中反复比对指纹,直到找出与输入指纹一致的指纹,因此系统响应时间相对较长。如果进行指纹索引,对指纹进行分类,在识别时只需将输入指纹和数据库中同类的指纹进行比对,将大大缩短响应时间,提高系统效率。

### 3 指纹分类

基于指纹的自动指纹识别系统一般需要输入指纹与一个很大的指纹数据库进行匹配,为了减少搜索时间、降低计算的复杂性,将指纹以一种精确且一致的方式划分到每个指纹子库是很重要的,这样输入指纹只要跟子库中的指纹进行匹配就可以了。

指纹分类被认为是指纹匹配的初级阶段。在大部分的研究中,指纹一般分为 5 类:漩涡型(Whorl)、左环型(Left Loop)、右环型(Right Loop)、拱型(Arch)、尖拱型(Tented Arch)。在众多分类法中,神经网络方法应用较为广泛,但是由于理论本身存在缺陷,神经网络法容易陷入局部最优和过学习。文献[2]介绍了利用遗传算法来训练网络连接权系数,从而克服了单纯 BP 算法训练时间长、易陷入局部极值的缺点。由于遗传算法是一种全局随机搜索方法,不需要给出初始值,能在解空间进行高效启发式搜索,这些特点使之能运用于复杂非线性系统的控制参数寻优。文中所介绍的分类型算法正是利用了遗传算法的上述优势,并将其应用于基于指纹识别的银行保管箱系统中,取得了良好的效果。

#### 3.1 遗传算法简介

遗传算法(Genetic Algorithms,简称 GA)是美国 Holland 教授于 1962 年提出的。它模拟生物界自然选择和自然遗传机制,是一种并行随机搜索方法。其思想是首先随机生成一个被编码的初始种群,经过复制、交叉和变异对种群中的个体进行筛选,适应值高的个体被保留下来,组

成新的种群。新种群既继承了上一代的信息,又优于上一代。经过若干代的筛选,种群中的个体适应度不断提高,直到满足一定的条件<sup>[3]</sup>。

遗传算法的基本操作是复制、交叉和变异。复制操作选择旧种群中生命力强的个体位串,复制到新种群中。其算子有:轮赌选择、最佳个体保持、排序选择等。交叉操作从种群中任选两个染色体,在一点或多点交叉换位。它决定了遗传算法的全局搜索能力,是产生新个体的主要方法。变异操作以很小的概率随机地改变个体位串中某一位的值。它使遗传算子具有局部随机搜索能力,并能维持群体多样性,使问题得到较高质量的优化解。遗传算法能在解空间进行高效启发式的全局搜索,而且它对问题的依赖性小,计算效率高。这些特点使得遗传算法适合于复杂非线性系统的控制参数寻优。

#### 3.2 基于遗传算法的指纹分类

文中使用 GA 利用由传统的方向图所获取的初始细节特征来生成复合算子<sup>[4]</sup>。用于指纹分类的特征向量由此复合算子产生,结合贝叶斯分类器(Bayesian classifier)进行分类。在训练阶段,由分类结果得出复合算子的合适值,并在评估期间对其进行监测。在测试期间,经过学习的复合算子直接用于产生特征向量,而不需要寻找参考点。

遗传算法在整个进化过程中的遗传操作是随机性的,但它所呈现出的特性并不是完全随机搜索。它能有效地利用历史信息来推测下一代期望性能有所提高的寻优点集。这样一代代地不断进化,最后收敛到一个最适应环境的个体上,求得问题的最优解。遗传算法所涉及的 5 大要素:参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设计、遗传操作的设计和参数控制参数的设定。

遗传算法的运行过程为一个典型的迭代过程,其必须完成的工作内容和基本步骤如下:

- 1) 选择编码策略,把参数集合  $X$  和域转换为位串结构空间  $S$ ;
- 2) 定义适应值函数  $f(X)$ ;
- 3) 确定遗传策略,包括选择群体大小  $n$ ,选择、交叉、变异方法,以及确定交叉概率  $p_c$ ,变异概率  $p_m$  等遗传参数;
- 4) 随机初始化生成群体  $P$ ;
- 5) 计算群体中个体位串解码后的适应值  $f(X)$ ;
- 6) 按照遗传策略,运用选择、交叉和变异算子作用于群体,形成下一代群体;
- 7) 判断群体性能是否满足某一指标,或者已完成预定迭代次数,不满足则返回步骤 6),或者修改遗传策略再返回步骤 6)。

##### 3.2.1 编码策略

由于指纹图像具有复杂性和离散性,所以采用二进制编码具有直接的语义,可以将问题空间的特征与位串的基因相对应。文中将采用非定长的二进制编码方式,并且将

遗传算子参数和启发式调整策略参数也编码到位串之中。

### 3.2.2 初始特征的设定

对于一幅指纹图像,可以用公式(1)来评估方向区域<sup>[5]</sup>。

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left[ \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m 2G_x(i,j)G_y(i,j)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (G_x^2(i,j) - G_y^2(i,j))} \right] \quad (1)$$

式中,  $G_x$  和  $G_y$  分别是沿  $x$  和  $y$  方向的 sobel 算子的梯度向量,  $m$  是模块的大小,在本算法中  $m = 32$ ,  $\theta \in [0^\circ, 180^\circ]$  (顺时针方向)。

下述的初始特征皆由方向图产生,并代表各个不同区域的指纹结构特征。

- 传统方向图(初始特征 1)。方向图包含了指纹图像的重要的结构信息。

- 在方向图上用  $3 \times 3$  和  $5 \times 5$  模板获取的平均值图,标准分割图,最小值图,最大值图以及中值图(初始特征 2~11)。这些图片包含了方向图上每一像素的邻近区域信息。

- 对方向图使用 sobel 滤波器分别沿垂直和平行方向获取的边缘图片(初始特征 12,13)。此图片包含了沿不同方向的方向变化信息。

- 取极限为  $90^\circ$  对方向图进行极限处理而得的二值化图(初始特征 14)。因为  $\theta \in [0^\circ, 180^\circ]$ , 所以将极限取为  $90^\circ$ 。如果方向图上像素的  $\theta$  值大于  $90^\circ$ , 相应的二值化图上像素的值为 1, 否则, 为 0。

- 对方向图进行 sine 和 cosine 操作后获取的图像(初始特征 15,16)。此图像都包含方向的变化信息。

以上的图像大小皆为  $12 \times 13$ , 并作为输入, 遗传算法程序将决定对其进行何种操作以及如何构成输出结果。图 2 为一示例指纹图像, 图 3 为图 2 指纹图像所对应的初始特征图像(1~16), 其中 16 个初始特征图像按照 1 到 16 从左到右, 由上至下排列。



图 2 示例指纹图像

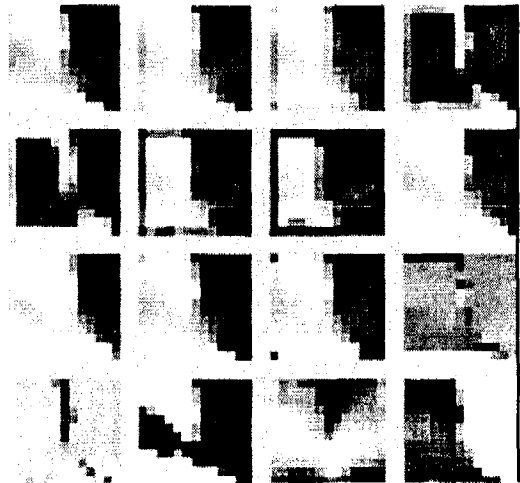


图 3 初始特征图像

### 3.2.3 适应值

在训练阶段, 在由遗传算法程序所产生的每个复合算子所对应的代 (generation) 期间, 计算特征向量并利用所有有效的特征向量评估每个类别的概率分布函数 (Probability Distribution Function)。假设每个类别的特征向量  $v_{i,j}$  ( $i = 1, 2, 3, 4, 5$ ;  $j = 1, 2, \dots, n_i$ ;  $n_i$  是在训练阶段的类别  $i$  的特征向量的数目), 皆呈正态分布  $\omega_i$ 。对于每个  $i$ , 用  $v_{i,j}$  来评估平均值  $\mu_i$  和协方差矩阵  $\Sigma_i$ ;

$$\mu_i = E[x], \Sigma_i = E[(x - \mu_i)(x - \mu_i)^T],$$

其中  $x \in \{v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n_i}\}$  (2)

$\omega_i$  的概率分布函数:

$$p(x | \omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)\right) \quad (3)$$

依照贝叶斯定理, 可知

$$v \in \omega_k, p(v | \omega_k) \cdot p(\omega_k) = \max_{i=1,2,3,4,5} (p(v | \omega_i) \cdot p(\omega_i)) \quad (4)$$

其中  $n$  为特征向量的大小,  $v$  是用于分类的特征向量。

在训练阶段, 对  $p(x | \omega_i)$  进行评估, 再使用整个训练机制来进行分类。正确分类率 (Percentage of Correct Classification) 由复合算子的适应值 (Fitness Value) 来表示:

$$\text{Fitness Value} = \frac{n_c}{n_s} \times 100\% \quad (5)$$

其中  $n_c$  是训练中的正确分类值,  $n_s$  是训练群体的大小。

在公式(3)中, 倘若对应  $\omega_i$  的  $|\Sigma_i| = 0$ , 会使得复合算子的适应值为 0, 所以在测试过程中, 用公式(4)来获取测试的分类结果, 并且不再使用训练阶段使用过的指纹图像。

### 3.2.4 初始算子设定

初始算子对一或两幅输入图像执行初始操作, 输出一幅整合后的图像。

两幅图像大小相同, 分别为  $A, B$ ,  $c$  是一个实数常量,

$c \in [-100, +100]$ 。将两幅图片作为输入的控制器的操作过程是基于对每一个像素的操作。在文中的方法中有两种初始算子:计算算子和特征生成算子。对于计算算子,输出为对输入图像进行相应操作的图像;对于特征生成算子,输出为一幅图像和一个实数或向量。输出图像和输入图像一样,且将作为输入图像传递给下一个节点的复合算子。此实数或向量是用于分类的特征向量的基础。因此特征向量的大小取决于复合算子的特征生成算子。

### 3.2.5 参数设定

在遗传算法的运行过程中,存在着对其性能产生重大影响的一组参数。这组参数在初始阶段或群体进化过程中需要合理地选择和控制在,以使 GA 以最佳的搜索轨迹达到最优解。主要参数包括染色体位串长度  $L$ , 群体规模  $n$ , 交叉概率  $p_c$  以及变异概率  $p_m$ 。

1) 位串长度  $L$ : 位串长度  $L$  的选择取决于特点问题解的精度。要求的精度越高,位串越长,但需要更多的计算时间。为提高运算效率,本算法中采用变长度位串,并经过试验显示了良好性能。

2) 群体规模  $n$ : 大群体含有较多模式,为遗传算法提供了足够的模式采样容量,可以改进 GA 搜索的质量,防止成熟前收敛。但大群体增加了个体适应性评价的计算量,从而使收敛速度降低。权衡各方面因素并经过试验检测,本算法中选取  $n = 100$ 。

3) 交叉概率  $p_c$ : 交叉概率控制着交叉算子的应用频率,在每一代新的群体中,需要对  $p_c \times n$  个个体的染色体结构进行交叉操作。交叉概率越高,群体中新结构的引入越快,已获得的优良基因结构的丢失速度也相应升高。而交叉概率太低则可能导致搜索阻滞。在本算法中取  $p_c = 0.60$ 。

4) 变异概率  $p_m$ : 变异操作是保持群体多样性的有效手段,交叉结束后,交配池中的全部个体位串上的每位等位基因按变异率  $p_m$  随机改变,因此每代中大约发生  $p_m \times n \times L$  次变异。变异概率太小,可能使某些基因位过早丢失的信息无法恢复;而变异概率过高,则遗传搜索将变成随机搜索。在本算法中取  $p_m = 0.005$ 。

## 4 分类器性能测试

为了检验上述基于遗传算法的指纹分类器的性能,笔者在 pIII 1.7G 计算机上进行了性能测试。采用光学指纹录入方法对华中科技大学控制科学与工程系 185 名同学进行了指纹采集,共采得有效指纹 1300 幅,按照不同纹形的指纹分布规律,共选取了漩涡型纹 453 幅、左环型纹 105 幅、右脊型纹 678 幅、拱型纹 73 幅、尖拱型 91 幅作为测试样本进行复合算子的训练。另采集了 400 幅各类指纹作为测试样本进行分类试验,试验结果拒识率 (Reject Rate) 为 0, 误识率 (Error Rate) 为 8.7%。

## 5 结束语

针对基于指纹识别的银行保管箱系统的指纹库容量庞大,为了解决提高识别速度的问题,笔者将基于遗传算法指纹分类应用于银行保管箱系统。该方法利用指纹图像的方向图所包含的特征信息对复合算子进行训练,再使用复合算子提取用于分类的特征向量,避免了一般分类法中复杂的预处理过程,同时提高了整个系统的效率。使用基于遗传算法指纹分类的银行保管箱系统在实际使用中证明了该算法在实时性和分类准确性方面的优势。

### 参考文献:

- [1] 周功业, 刘志琴. 一种基于指纹识别的远程身份认证方案[J]. 计算机工程与科学, 2004, 26(7): 52-55.
  - [2] 黄席越, 马笑潇. 基于遗传算法的神经网络指纹自动分类[J]. 重庆大学学报, 2001, 24(1): 74-77.
  - [3] Davis L. Handbook of genetic algorithms[M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1999.
  - [4] Tan Xuejun, Bhanu B, Lin Yingqiang. Fingerprint Classification Based on Learned Features[J]. IEEE Transactions on Systems, 2005, 35(3): 287-300.
  - [5] Bazen A M, Gerez S H. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 905-919.
- 
- (上接第 153 页)
- 根据各种特征在本体中出现的频率定义。由于文中只对简单的约束做了处理,所以在未来的工作当中,对约束层以及规则层上的处理有待进一步研究。
- 参考文献:
- [1] Berners-Lee T, Hendler J, Lassila O. The Semantic Web[J]. Scientific American, 2001, 284(5): 34-43.
  - [2] Kalfoglou Y, Schorlenner M. Ontology mapping: the state of the art[J]. The knowledge Engineering Review, 2003, 18(1): 1-31.
  - [3] Suwanmanee S, Benslimane D, Thiran P. OWL-based Approach for Semantic Interoperability[C]//Proc of AINA. [s. l.]: IEEE Computer Science Press, 2005.
  - [4] Ehrig M, Sure Y. Ontology Mapping - An Integrated Approach[EB/OL]. 2004. Technical report. University of Karlsruhe, Institute AIFB. <http://www.aifb.uni-karlsruhe.de/WBS/meh/mapping/>.
  - [5] Rodriguez M, Egenhofer M. Determining semantic similarity among entity classes from different ontologies[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Eng, 2003, 15(2): 442-456.