

# 基于海量指纹数据库检索方法的研究

Research Indexing method based on large - scale fingerprint database

朱建新 陶志平 李成华 吴海标

(华中科技大学信息与系统技术研究所 湖北武汉 430074)

**摘要:**当前随着对生物识别技术需求的快速增长以及对实时性要求的提高,非常有必要寻找有效的技术来搜索和查询海量指纹等生物特征数据库。随着数据库大小的增加,不仅反应时间不理想,而且准确率也随之下降,对于大型数据应用实质上可以通过分割数据库为更小的块不仅能保证速度,而且帮助提高准确率。本文将根据指纹数据库自身的特点,提出一种有效的检索海量数据库的方法。使用金字塔技术和指纹分类特征等结合的方式,减少检索数据空间并集成多级匹配检索,取得不错的效果。

**关键词:**指纹数据库 金字塔技术 指纹分类 指纹码

## 1 引言

在现在这个越来越数字化的社会中,指纹、人脸和虹膜等生物特征被大量应用于对人们进行身份认证中,指纹由于具有唯一性(人不同、指纹相异)和稳定性(终生基本不变),加之与其它生物识别技术(如虹膜、掌纹、人脸或声纹等)相比更具有便于采样、可靠性高的优点,指纹识别已经成为身份认证的最有效手段。随着计算机图象处理和模式识别技术的发展,使指纹自动识别成为可能。现行的数据库技术大多是基于文字等进行检索,而对于指纹数据库来说进行文字标注是不现实的,于是就有基于内容的图像检索技术,由于在应用指纹数据库系统时考虑到指纹数据数量的巨大,而且在一些场合对实时性要求比较高,比如机场、口岸等,就对检索速度和准确率提出了要求。

在以图像、视频等为主的多媒体领域,占有重要地位的基于内容的检索通常是用一些特征向量实现的;这些新的应用要求后台数据库系统必须支持高维数据上的大量检索处理,因此有必要采取有效的多维索引结构来管理数据。同其他高维数据集的典型划分策略相比,金字塔技术的性能不受数据维数的影响,不会由于数据维数的增高而导致性能降低。考虑到该技术只适用于均匀分布的数据,本文将结合指纹类别对数据进行检索。

## 2 金字塔技术

金字塔技术是鉴于高维数据空间索引结构的特点,基于一种依赖数据维度的非平均分割策略。将多维数据空间划分为一维数据空间,并提供相应的映射值。然后通过这些映射值进行索引。

金字塔技术当前被认为唯一的最可行的检索生物特征数据库的检索技术。这种观念基于空间哈希多维空间数据为一个单一的值。这个单一的值能够通过使用 B+ 树被非常有效的检索到。

金字塔技术的基本原理是将  $d$  维数据空间分割为  $2d$  个金字塔的集合,并提供了  $d$  维数据点到一维金字塔值的一一映射。这些值通过一种有序的一维索引结构(如 B+ 树)存储和访问,插入、更新、删除和检索操作直接在 B+ 树上执行。执行插入操作时, $d$  维的输入先转换成一维值,再在 B+ 树上插入;处理范围查询时,先将  $d$  维的查询范围转换成  $2d$  个一维的范围查询,再在 B+ 树上执行多个一维范围查询。B+ 树的叶节点中既存储了一维键值,又存储了  $d$  维数据点。

### 2.1 数据空间分割

按照金字塔技术分割数据空间将按照如下方法进行:

首先将数据空间划分成  $2d$  个金字塔,这些金字塔以数据空间的中心  $(0.5, 0.5, \dots, 0.5)$  为顶点,以数据空间的  $(d-1)$  维表面作为基座。然后每个金字塔划分

成多个平行于基座的部分,每个部分对应于 B+ 树的一个数据页。

以二维空间为例,数据空间先被分割成 4 个金字塔(三角形),这些三角形具有共同的顶点(0.5, 0.5)。然后对每个三角形平行于其底边进行分割,如图 1 所示。

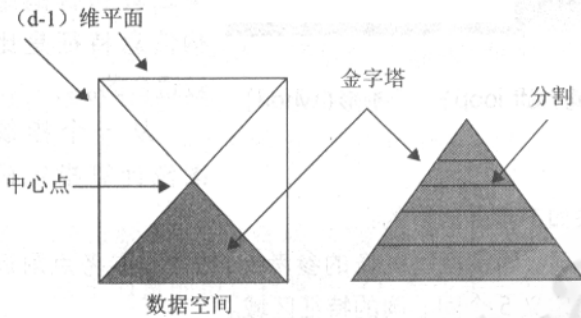


图 1 数据空间的金字塔划分

图 1 所描述的二维例子中,数据空间首先分成 4 个三角形(d 维金字塔的二维情况),它们的顶点均为数据空间的中点,数据空间的一条边作为基(图 1 左);第二步,这四个部分再分别分割为和基线平行的几个数据页(图 1 右)。给一个 d 维空间(d > 2),金字塔的基不再是一条直线,而是一个(d-1)维的超平面。由于 d 维立方体有 2d 个(d-1)维的超平面,因此共得到 2d 个金字塔。

将数据空间划分为金字塔之后,下一步就是确定从 d 维数据点到一维金字塔值的映射,即在划分后的空间中标记相应的数据点。如图 2 所示

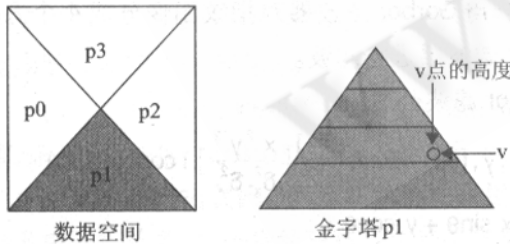


图 2 金字塔空间中数据点的属性

## 2.2 基于金字塔技术的检索

在进行金字塔技术检索介绍前,先定义几个相关的概念。

(1) 点 u 的金字塔  $P_i$ : 一个 d 维点 u 定义位于金字塔  $P_i$  内,如果

$$i = \begin{cases} \lfloor i_{max} & \text{if } (v_{i_{max}}) < 0.5 \\ \lfloor (i_{max} + d) & \text{if } (v_{i_{max}}) \geq 0.5 \end{cases}$$

$$i_{max} = (\lfloor (\forall k, 0 \leq (j \neq k) < d, j \neq k: |0.5 - v_k| \geq |0.5 - v_j|) \rfloor)$$

(2) 点 u 的高度  $h_u$ : 任给一个 d 维点 u, 设  $P_i$  是 u 对应的金字塔, 那么点 u 的高度  $h_u$  定义为:  $h_u = |0.5 - u_{i \bmod d}|$

3) 点 u 的金字塔值  $P_{u_i}$ :  $P_{u_i} = (i + h_u)$  任何两个金字塔  $P_i$  和  $P_j$  所覆盖的金字塔值集是互不相交的, 因为在 i 是一个整数,  $h_u$  是  $[0, 0.5]$  之间的一个实数的条件下每个金字塔  $P_i$  覆盖金字塔值位于  $[i, (i + 0.5)]$  的一个区间。

基于金字塔的点查询: 给定一个点 y, 确定 y 是否在数据库中, 计算 y 的金字塔值  $P_{y_i}$ 。用  $P_{y_i}$  在 B+ 树上进行查询, 得到一组具有相同  $P_{y_i}$  值的 d 维点, 对这些点进行顺序扫描, 确定其中是否包含 y; 基于金字塔的范围查询: 给定一个 d 维超矩形区间, 找出已给定的 d 维超矩形区间在映射超立方体里所涉及的金字塔和金字塔值  $P_{u_i}$  的范围, 再把 d 维范围查询转换为 B+ 树上的一维范围查询, 确定数据库中落在给定区间内的点集。

在建立索引时, 先将 d 维空间分割成 2d 个金字塔, 这些金字塔以数据空间的中心  $(0.5, 0.5, \dots, 0.5)$  为顶点, 以数据空间的 (d-1) 维表面作为基座; 然后再将每个金字塔分割成平行于金字塔基的数据页; 并求出  $P_{u_i}$ 。最后以  $P_{u_i}$  作为键值建立 B+ 树索引或其他一维有序索引, 由此建立了从给定 d 维数据空间到一维空间的映射, 可以有效地重用现有一维有序索引结构的优点。

## 3 指纹分类特征

### 3.1 指纹纹形

根据西方学者定义的 Henry 分类, 通常将指纹按纹形分为五类: 弓型 (Arch)、帐型 (Tented Arch)、斗型 (Whorl)、右旋型 (Right Loop)、左旋型 (Left Loop)。这是根据指纹的基本纹路图案进行分类。指纹纹形是由指尖的球状表面半圆形顶端以及横行的指间屈肌线生长而成的, 绝大多数纹形是由中心花纹、外围线系统

和根基线系统组成。指纹纹形特征可以构建指纹数据库的二级索引。



弓形(arch) 帐形(tented arch) 右旋(right loop) 左旋(left loop) 斗形(whorl)

图 3 指纹纹形分类

指纹纹形对人来说比较容易进行分类,但是对于指纹自动识别系统来说就比较困难。因为,要实现自动分类,系统必须全盘考虑脊的走向,而且还得考虑它们的局部联接。目前应用于指纹自动识别系统的指纹分类方法有四类:奇异点分类方法、神经网络分类方法、语法分析方法和其他方法。这里使用神经网络分类方法,神经网络分类的方法一般是基于多层感知器或 Kohonen 自组织网络。由于人工神经网络具有与人脑相似的高度并行性和良好的容错性,特别是以改进型 BP 网络为代表的神经网络具有良好的自学习能力、强大的分类能力和容错能力。算法的具体细节此处不做分析。

### 3.2 指纹码(FingerCode)

Jain 和 Prabhakar 等人<sup>[2]</sup>将指纹的纹理特征表示成指纹码,通过计算指纹码的欧氏距离来验证两个指纹。指纹码描述的是指纹每个局部区域的纹理信息。指纹局部方向结构特征可通过滤波模板建立的特征向量来表示。Jain 等提出了利用滤波模板指纹局部脊线特征来计算特征向量的方法。基于 Gabor 滤波模板计算出来的特征向量称为指纹码(FingerCode)。一个指纹图像局部领域内每个像素的灰度值与区域内所有像素点平均灰度值的偏差表示区域内的脊线特征。指纹码就是这种表示脊线特征的特征向量。因此,可以依据指纹码构造指纹数据库三级索引。

沿着垂直于纹线的方向来看,指纹脊线、谷线大致形成一个二维的正弦波。除了模式区等少数异常区域以外,在一个小的局部区域内,指纹纹线的分布具有良好的频率特性和方向特性,将带通滤波器调整到相应的频率和方向,就能够有效地去除噪声,保留真的脊和

谷结构。同时,Gabor 滤波器有着很好的频率选择性和方向选择性,把频域和空间域的特性比较完美地结合在一起。因而,将 Gabor 滤波器作为带通滤波器来提取图像,在特殊方向上脊和谷的结构信息特征是比较适合的。

从一个指纹图像计算指纹码

是按如下步骤进行的:

- (1) 确定指纹图像的参考点,然后在参考点附近区域定义 5 个同心圆的特征区域。
- (2) 以参考点为中心将指纹图像分成许多小扇区。



图 4 特征区域

- (3) 用 Gabor 滤波器对指纹图像分成 4 个方向的 Gabor 滤波器进行滤波。

Gabor 滤波公式为:

$$G(x, y, f, \theta) = \exp\left(\frac{-1}{2} \left[ \frac{x'^2 + y'^2}{\delta_x^2 + \delta_y^2} \right]\right) \cos(2\pi f x')$$

$$x' = x \sin\theta + y \cos\theta$$

$$y' = x \cos\theta - y \sin\theta$$

$f = 0.125, \delta_x, \delta_y$  均为 4,  $x, y$  分别为当前滤波点的坐标值,  $\theta$  值分别为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。

- (4) 计算指纹图像的特征向量 FingerCode 的值。

特征向量的计算公式:

$$V_{i\theta} = \frac{1}{n_i} (\sum_n |F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta}|)$$

其中  $F_{i\theta}(x, y)$  表示  $\theta$  方向上第  $i$  个小块中滤波后图像在坐标为  $(x, y)$  点的灰度值,  $i \in \{0, 1, \dots, 47\}$ ,  $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ ,  $n_i$  是该小块中的像素数, 是该小块中像素的均值。由此得出特征向量。 $\theta$  通过取不同的角度值来获得滤波点的坐标值, 从而最终得到指纹图像的特征向量 FingerCode 的值。

5) 用所求得的指纹图像的特征值与指纹模板数据库里的模板 FingerCode 特征值进行匹配, 计算两者之间的欧拉距离, 得到识别结果。

#### 4 指纹数据库综合检索策略

对于海量的指纹数据库通常是多维空间数据组成, 通过逐一比对的方式来进行的话通常效率比较低且 FAR(误判率)和 FRR(拒真率)都比较高。为了提高检索速度和效率, 将采取分级检索的方式来进行, 经过多级处理时计算复杂度不断增加, 指纹数据库中候选的记录数量也在减少。第一级的检索对象是整个数据库, 随着检索的进行, 在每一级中都删除大量的记录, 直至最后一级进行细节匹配。

(1) 使搜索空间为整个指纹数据库, 记为  $A$ 。

(2) 利用金字塔技术将  $d$  维空间数据映射为一维空间数据, 并建立一维有序索引。记为  $A'$ 。

金字塔技术对数据库检索意味着对数据空间的一种逻辑分割。在这种减少搜索空间的方法中我们会使用一种树结构来组织数据, 例如每个叶节点储存一个或多个指纹模板。从而给出一个测试模板, 只有跟检索值相似的模板被作为搜索空间, 或者在排序搜索的例子中, 只有小部分在测试模板中进行排序检索的数据库要依靠新的搜索空间。

(3) 在  $A'$  中利用神经网络的方法对纹形特征进行检索, 筛选出一些指纹记录, 这些记录将组成记录集合  $B$ 。

(4) 计算出指纹码。利用指纹码在数据库记录集合  $B$  中进行检索, 由于指纹码是一个特征向量, 在检索过程中允许存在一定误差, 进行完这个操作之后形成记录集合  $C$ 。如果在这个记录集合中找不到合适的记录, 就应该回到记录集合  $B$  中利用指纹码重新检索。

(5) 用待查询指纹的细节集同记录集  $C$  中的每一条指纹进行细节匹配, 记录匹配数, 直到某条指纹记录

的匹配值大于设定的阈值, 或选取匹配数最高的指纹记录作为输出结果。

(6) 检索匹配过程结束, 输出结果。

由实验结果可以看出:

① 从数据分割来看, 金字塔技术的应用使得指纹图像数据能很好的分割转化为一维数据。

② 从检索速度来看, 结合了金字塔技术的指纹检索速度要比传统的指纹检索速度快 50% 以上, 而且该方案更适合大容量的图像数据的检索。

#### 5 结论

试验结果表明, 本文介绍的这种检索机制与仅建立指纹类别以及其他索引指纹数据库的方法相比, 检索效率有相当大的提高并可以减少指纹匹配时间, 同时减少 FAR(误判率)和 FRR(拒真率), 适合于在海量指纹数据库中应用。

#### 参考文献

- Berchtold S, Bohm C, Kriegel H - P. The Pyramid - Technique: Towards Indexing Beyond the Curse of Dimensionality[C]. In: Proc ACM SIGMOD Int Conf on Management of Data Seattle, NJ, 1998: 142 - 153.
- A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, et al. Filterbank - based fingerprint matching. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9 (5): 846 ~ 859.
- Ratha N, Karu K, Chen S, Jaian A K. A real - time matching system for large fingerprint database[J]. IEEE PAMI, 1996, 25(3): 756 - 777.
- De Boer J, Bazen A M, Gerez S H. Indexing Fingerprint Databases Based on Multiple Features [A]. ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing, Veldhoven, the Netherlands, November 2001.
- KALL E K, ANIL K. Fingerprint classification[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(3): 389 - 404.
- Anil Jain, Sharath Pankanti. Fingerprint Classification and Matching. Handbook for Image and Video Processing, A. Bovik (ed.), Academic Press, April 2000.