

# 蚁群算法在指纹增强中的应用

杨金<sup>1</sup>, 钟乐海<sup>1</sup>, 陈清波<sup>2</sup>, 邹海洋<sup>1</sup>

YANG Jin<sup>1</sup>, ZHONG Le-hai<sup>1</sup>, CHEN Qing-bo<sup>2</sup>, ZOU Hai-yang<sup>1</sup>

1. 西华师范大学 计算机学院, 四川 南充 637002

2. 中山路小学, 湖南 永州 425006

1. College of Computer Science, China West Normal University, Nanchong, Sichuan 637002, China

2. Zhongshan Road Primary School, Yongzhou, Hunan 425006, China

**YANG Jin, ZHONG Le-hai, CHEN Qing-bo, et al. Application of ant colony algorithm for fingerprint image enhancement research. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(8): 184-186.**

**Abstract:** Automatic fingerprint identification system is one of the important uses of biometrics, which refers to identifying an individual based on his or her physiological or behavioral characteristics. Fingerprint enhancement can improve the clarity of the ridge structures of input fingerprint image, and ensure the performance of the minutiae extraction and fingerprint matching. According to ant colony algorithm with clustering characteristics, a fingerprint image enhancement based on ant colony algorithm is proposed. This method can improve the quality for fingerprint image.

**Key words:** ant colony algorithm; fingerprint enhancement; fingerprint verification; clustering

**摘要:** 自动的指纹识别系统是基于生物特征的身份识别技术的重要组成部分。指纹增强技术可以有效地加强指纹的脊线特征, 为指纹细节的提取和匹配奠定可靠的基础。依据蚁群算法的聚类特性, 提出了一种基于蚁群算法的指纹增强方法, 提高了指纹图像的质量。

**关键词:** 蚁群算法; 指纹增强; 指纹识别; 聚类

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.08.056 **文章编号:** 1002-8331(2009)08-0184-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP311

## 1 引言

由于指纹的唯一性和不变性, 以及指纹识别技术的可行性和实用性, 指纹识别已成为当前最流行、最方便、最可靠的个人身份认证技术之一。自动指纹识别系统通过比对指纹脊线和谷线的结构及有关特征来实现个人身份认证。然而, 要从原始指纹图像上准确提取特征信息是十分困难的, 特征提取的精确性在很大程度上依赖于图像质量。因此, 在指纹特征提取和匹配之前有必要对指纹图像进行增强处理。指纹图像增强, 就是对指纹图像采用一定的算法进行处理, 使其纹理结构清晰化, 尽量突出和保留固有的指纹特征信息, 并消除噪声, 避免产生虚假特征。

蚁群算法(ant colony algorithm)<sup>[1]</sup>是 20 世纪 90 年代初提出的一种仿生进化算法, 是具有离散性、并行性、鲁棒性、正反馈性等特点的一种随机搜索方法。本文通过对蚁群算法的深入研究, 有效地利用蚁群算法的聚类分析能力, 提出了解决指纹增强的方案。

## 2 蚁群算法基本原理

受到真实蚁群觅食行为的启发, 科学家发现虽然单个蚂蚁没有太多的智力, 也无法掌握附近的地理信息, 但整个蚁群能在没有任何可见提示下找出从蚁穴到食物源的最短路线, 并且能随环境的变换而变化地搜索新的路径, 产生新的选择。蚂蚁在寻找食物时形成信息素轨迹, 在运动过程中能够感知这种物质, 并以此指导自己的运动方向。某一路径上单位时间走过的蚂蚁越多, 信息素越强, 表明该路线的可用性越好, 那么后来者选择该路径的概率就越大。蚂蚁就是通过这种信息的交流寻找最优的到达食物源的线路。

## 3 基于蚁群算法的指纹增强方法的实现

### 3.1 指纹图像灰度归一化

图像灰度归一化的目的是把图像灰度值调整到一个预先定义的平均值和方差上, 以消除图像传感器特性不同或手指压力变化以及其他因素造成的灰度差异, 为后续的特征提取提供灰度较为统一的图像。归一化采用的公式如下:

**基金项目:** 四川省科技攻关资助项目(the Key Technologies R&D Program of Sichuan Province, China under Grant No.05GG009-018)。

**作者简介:** 杨金(1979-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 基于网络的计算机应用; 钟乐海(1963-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 计算机网络应用技术及信息安全技术; 陈清波(1979-), 女, 主要研究方向: 计算机网络, 计算机辅助教学; 邹海洋(1976-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 基于网络的计算机应用。

**收稿日期:** 2008-03-03 **修回日期:** 2008-07-01

$$N(i,j)=\begin{cases} M_0+\sqrt{\frac{V_0(I(i,j)-M)^2}{V}}, & I(i,j)>M \\ M_0-\sqrt{\frac{V_0(I(i,j)-M)^2}{V}}, & I(i,j)\leq M \end{cases} \quad (1)$$

上式中,  $I(i,j)$  表示像素点  $(i,j)$  的灰度值,  $M_0$  为期望的平均值,  $V_0$  为期望的方差,  $M$  代表灰度值  $I(i,j)$  的估计平均值,  $V$  代表灰度值  $I(i,j)$  的估计方差,  $N(i,j)$  为归一化后的像素点  $(i,j)$  的灰度值。

### 3.2 指纹识别中的蚁群聚类算法

为实现蚁群算法的聚类识别, 可将数据视为具有不同属性的蚂蚁, 聚类中心看作是蚂蚁所要寻找的“食物源”<sup>[2]</sup>。所以, 数据聚类过程就看作是蚂蚁寻找食物的过程。

将每个数据看作 1 个蚂蚁, 蚂蚁将分别聚集到  $j$  个聚类中心  $C_j(j=1, 2, \dots, k)$ , 设  $p$  为加权因子, 可以根据各分量在聚类中的贡献不同而设定,  $d_{ij}$  表示  $X_i \sim X_j$  的加权欧氏距离, 即样本与聚类中心的加权欧氏距离, 其值由公式(2)给出:

$$d_{ij} = \|p(x_i - x_j)\|_2 = \sqrt{\sum_{k=1}^{k=m} p_k (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2)$$

设  $R$  为聚类半径,  $\tau_{ij}(t)$  为  $t$  时刻蚂蚁  $i$  到聚类中心  $C_j$  的路径上信息激素浓度, 设  $\tau_{ij}(0)=0$ , 即在初始时刻各条路径上的信息量相等且为 0。路径  $ij$  上的信息量由公式(3)给出:

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq R \\ 0, & d_{ij} > R \end{cases} \quad (3)$$

$X_i$  是否归并到  $X_j$ , 由公式(4)给出:

$$p_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in S} \tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)} \quad (4)$$

式中:  $S=\{X_s | d_{ij} \leq r, s=1, 2, \dots, j, j+1, \dots, N\}$ , 若  $p_{ij}(t) \geq p_0$ , 则  $X_i$  归并到  $X_j$  邻域。令:  $C_j=\{X_k | d_{ij} \leq r, k=1, 2, \dots, J\}$ ,  $C_j$  表示所有归并到  $X_j$  邻域的数据集合。

随着蚂蚁的移动, 各路径上信息量根据公式(5)进行调整:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} \quad (5)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} Q/L_i, & \text{如果蚂蚁(数据)} i \text{ 聚集到聚类中心 } i \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\rho$  为信息量随时间的残留系数;  $\Delta \tau_{ij}$  为本次聚类过程中蚂蚁  $i$  与聚类中心  $C_j$  之间路径上的信息激素的增量;  $L_i$  为蚂蚁在本次聚类过程中走过的路径长度;  $Q$  为蚂蚁的信息常量。

### 3.3 基于聚类指纹图像特征提取

在指纹图像中, 感兴趣的区域是由指纹的脊线及谷线组成的清晰指纹区域, 称之为前景, 而非指纹区域或噪声严重的区域, 称之为背景。区别指纹中前景和背景的一个重要特征是像素灰度, 因此选用像素的灰度值作为聚类的一个特征。另外, 边界点或噪声点往往是灰度发生突变的地方, 而该点处的梯度体现出这种变化, 是反映边界点与背景或目标区域内点区别的重要特征。对于梯度值较高的边界点和噪声点, 可以利用像素的  $4 \times 4$  邻域进行区分。在一幅图像中, 与区域内点灰度值相近的  $4 \times 4$  邻域的像素个数一般为 14, 与边界点灰度值相近的  $4 \times 4$  邻域像素个数一般大于或等于 10, 而对于噪声点, 该数值一般小于 8。邻域特征的提取方法为: 将当前像素和邻域像素的灰度差与灰度差阈值  $T$  作比较, 小于该阈值的邻域像素个数即所要提取的邻域特征。  $T$  的设置根据图像的特点而变化, 对于细节较多的图像取值较大, 平滑图像取值较小, 一般取值范围为 60~80。

上述三个特征反映了目标、背景、边界和噪声的特点, 这样每只蚂蚁成为一个以灰度、梯度和邻域为特征的三维向量。

### 3.4 聚类中心设计

蚁群算法中蚂蚁行走是随机和盲目的, 二维灰度直方图中每个点都看作一只蚂蚁, 在循环搜索过程中, 每个点要和其余点进行距离和路径选择概率计算, 系统必须经过多次循环才能完成聚类, 整个过程搜索时间长, 计算量大。如果开始的时候就可以较精确地给出聚类中心, 就可以减少蚂蚁行走的盲目性, 这样可以降低计算量和加快聚类进程。理想的聚类中心由公式(7)求出:

$$\bar{c}_j = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^m X_k \quad (X_k \in C_j) \quad (7)$$

### 3.5 算法流程

这里所处理的原始图像为 256 色图, 大小为  $180 \times 180$ , 如图 1(a)所示。算法处理流程描述如下。

步骤 1 初始化  $\alpha, \beta, \rho, \lambda, \tau_{ij}$  等参数;

步骤 2 将二维直方图数据对象转化为  $M \times N \times 3$  的矩阵  $A$ , 每个数据对应一只蚂蚁;

步骤 3 根据公式(2), 计算像素  $X_i$  到不同食物源  $C_j$  的距离  $d_{ij}$ 。如果  $d_{ij}$  为 0, 则该像素到该类的隶属度为 1, 否则, 如果  $d_{ij} < R$ , 根据公式(5)计算  $X_i$  到各路径的信息量;

步骤 4 开始聚类循环, 选择蚂蚁, 让每个蚂蚁与每个聚类中心按照式(4)计算选择概率, 根据最大的概率来选择路径;

步骤 5 根据公式(3), 计算像素的隶属度, 判断隶属度是否大于  $\lambda$ , 如果是, 根据公式(6), 计算信息量增量  $\tau_{ij}$ , 更新信息量, 按公式(7)更新第  $j$  类聚类中心;

步骤 6 计算各类的类间距离, 当类间距离小于阈值  $\varepsilon$  时, 将两类合并为一类, 更新聚类中心;

步骤 7 如果还有待分类像素且簇的数目大于 2, 则返回步骤 3, 如果簇为 2 则结束;

步骤 8 将两个簇分别进行加强, 一个簇对应脊线, 一个簇对应谷线。

## 4 实验结果

采用意大利波格尼亚大学构造的指纹库的一个子集 Fingdb 进行了测试, Fingdb 指纹库包含 168 个实时采样指纹图像。图像通过光学式传感器采集得到, 每一幅图像的大小为  $180 \times 180$ , 分辨率为 500 dpi。实验基于 P4 2.4 GHz、内存为 1 G 的 PC 机, Windows 操作系统, Matlab 7.0 的仿真软件环境条件下。

图 1 给出了部分原始指纹图像及其增强结果。其中(a)和(b)为原始指纹图像, (c)和(d)分别为图像(a)(b)采用蚁群算法增强后的结果。从图中可以看出, 蚁群算法在改善指纹图像

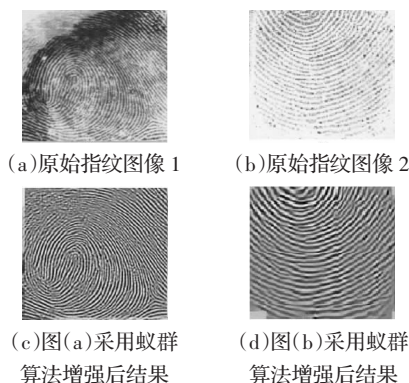


图 1 原始指纹及其对应的增强结果

脊线和谷线对比度的同时能更有效地修复裂纹,在纹线曲率较高的区域能较好地保护纹线结构,所取得的增强图像纹理清晰流畅,亮度变化均匀,适于后续的图像分割和特征提取。

## 5 与其他研究成果的对比

迄今为止,已有大量文献对指纹图像增强进行了研究,Hong<sup>[3]</sup>、Kim、Yang、GreenBerg 使用带方向参数和频率参数的 Gabor 滤波器,通过将滤波器的方向和频率调节为局部方向和频率对图像增强,Sherlock<sup>[4]</sup>采用傅立叶分析法进行指纹增强。为了处理奇异点附近纹路方向快速变化而给增强带来错误,Sherlock 提出的方法在奇异点附近区域增大滤波器的角度带宽。文献[5]提出了一种基于改进的 Guass 函数进行指纹图像增强的方法,其他指纹增强方法包括基于 CNN(Cellular Neural Network)、GTF(Gabor-Type Filter)的方法、小波分解和重构法、基于 DHP 的方法、基于弱模式的方法、基于脊向滤波的方法,这些增强方法存在的主要问题是块效应问题和增强速度问题,以及虚假纹线及增强质量的问题。

图 2 是采用本文算法与其他算法间的比较,从图中可以看出,单独采用 Gabor 算法增强后的指纹图像中产生了虚假纹线及空洞,如图 2(b)所示;单独采用改进的 Guass 算法增强后的指纹图像中,虽然避免了虚假纹线及空洞的出现,但在分叉点处的增强效果不明显,如图 2(c)所示。采用本文的算法,则很好地解决了这些问题,如图 2(d)所示。

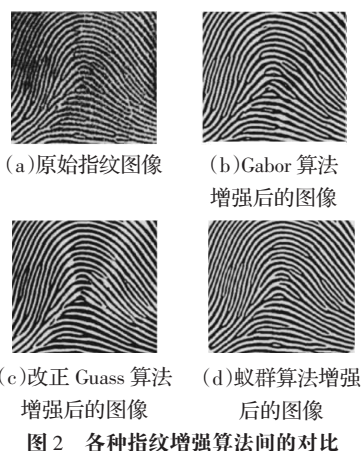


图 2 各种指纹增强算法间的对比

下面以指纹图像品质因数(Goodness Index, GI)将本文算法与其他算法进行比较,GI 定义形式如下<sup>[6]</sup>:

$$GI = \frac{\sum_{i=1}^r q_i(p_i - a_i - b_i)}{\sum_{i=1}^r q_i t_i} \quad (8)$$

其中  $r$  表示原始指纹图像分割成大小  $16 \times 16$  无重叠区的块数, $p_i$  表示第  $i$  块中匹配的细节特征数, $q_i$  表示第  $i$  块的品质因子(好: $q=4$ ;中: $q=2$ ;差: $q=1$ ), $a_i$  表示第  $i$  块中丢失的细节特征数, $b_i$  表示第  $i$  块中伪细节特征数, $t_i$  表示第  $i$  块中真实的细节特征数。GI 越大表示指纹图像提取的真实细节特征越多,伪细节特征越少,则指纹图像的品质因数越好。采用文献[6]中的细节特征提取算法对 6 幅典型的指纹图像进行特征提取后计算的 GI 比较见表 1,从表中可以看出,采用本文算法确实能较大幅度地增强图像的质量。

为进一步评估所提出算法的有效性,还结合后续的特征提取和匹配算法,通过最终的识别率来比较增强算法的性能。测

表 1 6 幅典型指纹图像的 GI 比较

图像	原始图像	Gabor 算法增强	Guass 算法增强	本文算法增强
1	0.25	0.28	0.30	0.35
2	0.30	0.35	0.38	0.41
3	0.33	0.50	0.52	0.58
4	0.45	0.48	0.55	0.61
5	0.51	0.55	0.56	0.58
6	0.59	0.65	0.68	0.70
均值	0.40	0.47	0.50	0.54

试实验使用了 FVC2004 DB4 数据库中的全部指纹图像。对于来自同一手指的不同指纹进行比对,以统计正确接受率(Authentic Acceptance Rate)。对所有手指的第一个指纹样本两两比对,以统计错误接受率(False Acceptance Rate)。测试得到的 ROC 曲线如图 3 所示,其横坐标为错误接受率。纵坐标为正确接受率,曲线离横轴越远说明识别的准确性越高。通过比较 ROC 曲线可以看出,蚁群算法确实能提高指纹识别的准确性。

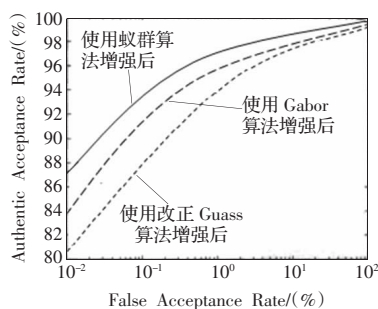


图 3 各种指纹增强算法后对应的 ROC 曲线

## 6 结束语

蚁群算法从提出到现在,仅短短十余年的时间,但已在组合优化问题,如旅行商、二次分配、车间任务调度等方面显示出求解复杂优化问题的优势,其应用前景非常广泛。但在其他领域特别是图像处理领域上的应用较少,其难点在于如何将蚁群算法思想进行有效转换,从而解决实际图像处理问题。本文成功地将蚁群算法应用于指纹图像增强中,提高了指纹图像的质量,为指纹识别打下了很好的基础。值得一提的是,指纹增强属于不良设定问题,解不是唯一的,且将蚁群算法用于指纹增强,数据量大,时间消耗多,将在进一步的研究工作充分利用蚁群算法的特点,有针对性地设计相应的并行算法,提高搜索速度。

## 参考文献:

- [1] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [2] 王展青, 张雪锋, 杜思思, 等. 基于高斯滤波与可信度判别的改进指纹增强算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(9): 181-183.
- [3] Hong L, Wang Y F, Jain A K. Fingerprint image enhancement, algorithm and performance evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777-789.
- [4] Sherlock B G, Monro D M, Millard K. Fingerprint enhancement by directional Fourier filtering[J]. IEEE Proc Vision Image Signal Processing, 1994, 141(2): 87-94.
- [5] 柯渝. 指纹识别系统中的预处理与后处理研究[D]. 厦门大学计算机系, 2004.
- [6] Ratha N, Chen S, Jain A K. Adaptive flow orientation based feature extraction in fingerprint images[J]. Pattern Recognition 1995, 28(11): 1657-1672.