

基于二维直方图和改进蚁群聚类的图像分割

何小娜, 逢焕利

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012)

摘 要: 图像分割是图像处理和图像分析的重要基础。基本蚁群算法蚂蚁的搜索是随机的, 计算量大, 不利于算法的收敛。因此, 文中提出了一种基于二维直方图和改进的蚁群聚类算法的图像分割方法, 改进了应用传统分割方法分割图像效果不佳的问题。蚁群聚类算法是一种具有离散性、并行性、鲁棒性和模糊聚类能力的进化方法。文中基于此传统算法, 通过二维直方图设置初始聚类中心来减少蚁群算法循环次数, 定义了一种新的引导函数, 并通过改进信息素更新机制提高蚁群聚类的速度。实验证明, 该算法是一种比较准确、快速的图像分割方法。

关键词: 蚁群算法; 二维直方图; 特征提取; 图像分割; 模糊聚类

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)03-0128-04

Image Segmentation Based on Improved Ant Colony Clustering and Two-Dimensional Histogram

HE Xiao-na, PANG Huan-li

(College of Computer Science and Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: Image segmentation is an important foundation of the image processing and image analysis. The basic ant colony algorithm is that ant search and calculation of volume is not conducive to the convergence algorithm. Therefore, in this paper, proposed two-dimensional histogram and improved ant colony clustering algorithm for image segmentation method. Improve the application of traditional image segmentation methods partition the problem of the poor. Ant colony clustering algorithm is a discrete, parallel, and robust name and the capacity of the evolution of fuzzy clustering methods. Based on this traditional method, through the two-dimensional histogram of the initial cluster center set up to reduce the number of ant colony algorithm cycle, the definition of a new guide function, and by improving the pheromone update mechanism to increase the rate of ant colony clustering. Experimental results show that the algorithm is more accurate and rapid method of image segmentation.

Key words: ant colony algorithm; two-dimensional histogram; feature extraction; image segmentation; fuzzy clustering

0 引言

所谓图像分割是指根据灰度、梯度、颜色、空间纹理、几何形状等特征把图像划分成若干个互不相交的区域, 使得这些特征在同一区域内, 表现出一致性或相似性, 而在不同区域间表现出明显的不同^[1]。简单地讲, 就是在一幅图像中, 把目标从背景中分离出来, 以便于进一步处理。图像分割是图像识别和图像分析的基础, 分割的效果直接影响后续图像处理的性能, 而常用的图像分割方法如阈值法、边缘检测法、区域跟踪

法、基于统计方法的分割等, 各种方法其本身又表现出很大的局限性, 而且对于高分辨率图像, 分割一般相当耗时。因此, 寻求一种高效使用的算法以实现图像分割很有必要。

蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA)是20世纪90年代, 由意大利学者 M. Dorigo 等人受蚂蚁觅食过程中路径选择行为的启发, 通过模拟自然界蚂蚁寻径的行为, 提出一种全新的模拟进化算法^[2]。蚁群算法是具有离散性、并行性、鲁棒性、正反馈性、分布式计算等特点的一种随机搜索方法。利用正反馈原理, 可以加快进化过程; 它的离散性和并行性特点对于离散的数字图像非常适用, 基于概率的路径选择方法, 在模糊聚类问题中有广阔的应用前景^[3]。

聚类分析是按不同对象之间的差异, 根据特定的准则作模式分类, 其应用相当广泛。聚类分析结合蚁

收稿日期: 2009-06-25; 修回日期: 2009-09-08

基金项目: 吉林省科技攻关计划项目(20060305)

作者简介: 何小娜(1984-), 女, 甘肃天水人, 硕士研究生, 研究方向为人工智能及应用; 逢焕利, 副教授, 硕士研究生导师, 研究方向为人工智能及应用。

群算法进行图像分割,可以加快分割速度及效果。

文中首先介绍蚁群算法及二维直方图的基本原理,对蚁群聚类方法进行详细描述,然后对蚁群聚类算法进行适当改进,应用于图像分割中并阐述其应用过程,最后通过该算法实验结果与常用分割算法的分割效果进行对照,证明该方式是一种比较准确、快速的图像分割方法。

1 算法简介

1.1 基本蚁群算法原理

蚁群算法(ACA)源于受蚂蚁群体寻找食物行为的启发而提出的一种基于群体的模拟进化算法。很多种类的蚂蚁所具有的视觉感知系统都是发育不全的,但由这些蚂蚁个体所组成的蚁群却表现出极其复杂的行为特征,能够完成复杂的任务;不仅如此,蚂蚁还能够适应环境的变化,如在蚁群运动路线上突然出现障碍物时,蚂蚁能够很快地重新找到最优路径。这是因为蚂蚁在寻找路径时会在路径上释放出一种特殊的信息素(pheromone)^[4]。当它们碰到一个还没有走过的路口时,就随机地挑选一条路径前行。与此同时释放出与路径长度有关的信息素。路径越长,释放的激素浓度越低。这样形成了一个正反馈。因此,由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象:某一路径上走过的蚂蚁越多,则后来者选择该路径的概率就越大。蚂蚁个体之间就是通过这种信息素的交流达到搜索食物的目的。分析发现自然界中蚁群的觅食行为是一个不断聚类的过程,食物源就是聚类的中心。

1.2 二维直方图

设图像 $h(x, y)$ 的灰度分为 L 级,大小为 $N * N$,经过 $3 * 3$ 或者 $5 * 5$ 模板的平滑得到平滑图像 $g(x, y)$,它的像素的灰度也分为 L 级,大小为 $N * N$ 。对于图像 $h(x, y)$ 与平滑图像 $g(x, y)$ 每个对应的像素点,都可以形成灰度二元组即像素点灰度、像素点邻域平均灰度^[5]。设图像中某一灰度二元组 (i, j) 出现的频数为 $f(i, j)$,则可以定义相应的联合概率密度为:

$$P(i, j) = f(i, j) / N * N$$

其中 $i, j = 0, 1, \dots, L - 1$; 并且 $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [P(i, j)] = 1$ 。以 i, j 为自变量, $P(i, j)$ 为因变量,就可形成二维灰度直方图。

1.3 蚁群聚类算法

蚁群聚类算法模拟真实蚂蚁的协作过程,由许多蚂蚁共同完成,每只蚂蚁在候选解的空间中独立地搜索解,并在所寻得的解上留下一定的信息量。信息量

越大的解被选择的可能性也越大。蚁群聚类方法正是受此影响而来。蚁群聚类算法不仅能有效地处理有较好的抗噪声数据能力,而且更容易发现数据的本质信息。蚁群聚类算法能实现完全分布式控制,并具有自组织性、可扩展性、健壮性等特征,而且采用蚁群模型进行聚类更加接近实际的聚类问题^[6]。

蚁群算法是一种全局优化的启发式算法,能根据聚类中心的信息量把周围数据归并到一起,从而得到聚类分类。将每个待聚类数据样本视为具有不同特征的蚂蚁,蚂蚁不断向聚类中心聚类的过程可看作蚂蚁觅食的过程。假设待进行聚类分析的数据集合样本为 $X = \{X_i | X_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}, i = 1, 2, \dots, n\}$ 。蚂蚁在搜索时,不同的蚂蚁选择某个数据元素是相互独立的。数据样本与聚类中心间的加权欧式距离 d_{ij} ^[7] 为

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

式(1)中 p_k 为加权因子,可根据各特征对聚类的影响设定且须满足约束条件: $\sum p_k = 1, p_k \geq 0$ 。

设 r 为聚类半径,各路径上的信息素 $\tau_{ij}(t)$ 计算方式为

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq r \\ 0 & d_{ij} > r \end{cases} \quad (2)$$

第 i 只蚂蚁选择聚类中心 C_j 的概率为:

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s=1}^J \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, S = \{X_s | d_{ij} \leq r, s = 1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

S 是蚂蚁 X_i 下一步可选择的路径集合。 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ 是引导函数,反映蚂蚁 i 在选择聚类中心 C_j 的受启发程度。 α, β 分别反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息和启发信息在蚂蚁选择路径中的相对重要性。令, $C_j = \{X_k | d_{kj} \leq r, k = 1, 2, \dots, J\}$, C_j 表示所有归并到 X_j 领域的的数据集合,求出理想的聚类中心为

$$\bar{C}_j = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J X_k, X_k \in C_j \quad (4)$$

随着蚁群的移动,各路径上的信息素在积累的同时,也会随着时间的流逝而挥发。一次聚类完成之后,对各条路径上的信息素进行更新,更新方式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \frac{Q}{d_{ij}} \quad (5)$$

式(5)中的 ρ 表示信息素的挥发系数, Q 为常数, d_{ij} 表示蚂蚁 i 在本次聚类中所走路程的长度。图像分割问题可看作具有相似特征的像素进行分别聚类的过程。

下面介绍如何将改进的蚁群模糊聚类算法应用到图像分割当中。

2 改进蚁群聚类算法进行图像分割

2.1 提取图像分割的特征

在基于蚁群算法的聚类分析中,数据聚类的过程就看作是蚂蚁寻找不同“食物”的过程。图像特征是由于区分一个图像内部最基本属性或特征,在图像分割中就是要区分出图像中的目标、背景、边界和噪声等内容,找出这些内容之间区别的特征量。区别目标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,需要进行局部判断,而该点处的领域平均灰度体现出这种变化,因此领域平均灰度也作为聚类的一个重要特征。最后,在图形中大多数情况下边界点较少,而背景和目标区域内点的数目占绝大多数,因此可以利用图像灰度的频数进行区分。这样用图像的灰度值方图将直方图划分为 n 个区域,每只蚂蚁成为一个以灰度、领域平均灰度和灰度的频数为特征的三维向量。

2.2 确定初始聚类中心

蚁群聚类算法中蚂蚁行走具有随机性和盲目性,二维灰度直方图中的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。这个过程搜索时间长,计算量大。因此,确定初始聚类中心,可以减少蚂蚁行走的盲目性,降低计算量并加快聚类进程。以原始图像的灰度直方图为基础,选择灰度直方图峰值点作为聚类中心,同时也确定了初始聚类中心的个数。这样,可以将像素之间大量循环计算比较转化为像素与少数几个峰值之间的比较,引导蚂蚁直奔聚类中心附近,减少搜索过程,降低了计算量^[8]。在图像的二维灰度直方图上直接求聚类中心的坐标比较费时,且易受非聚类中心局部峰值的干扰。因此,将图像的二维灰度直方图进行最佳一维投影,经过投影变换,实现降维,不但节省时间,还可求出较精确的聚类中心的坐标。

2.3 引导函数

由式(3)可见,信息素与引导函数在路径选择中起着决定性的作用。在算法处于初始阶段时信息素很微弱,引导函数起主要作用。引导函数是要解决的问题本身提供的先验信息,代表数据(蚂蚁) i 选择聚类中心 C_j 的期望程度。

一般情况下,引导函数取为 $1/d_{ij}$,这里 d_{ij} 的含义是像素与聚类中心的相似度。由于笔者考虑到在已经确定初始聚类中心的情况下 d_{ij} 有可能为零,引导函数的设置于是变型为:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij} + M} \quad (6)$$

式(6)中的 M 为任意小的常数。像素与聚类中心之间的相似度越小,引导函数值越小,选择该聚类中心的概率就越小;反之,数据选择该聚类中心的概率随之增大。

2.4 改进信息素更新机制

为避免算法快速收敛于局部最优解,引入信息素蒸发机制,该机制通过自动减少路径上的信息量,增强蚂蚁的探索能力,避免算法出现早熟。算法中信息量是随时间减弱的,随着路径上经过的蚂蚁数目而增长。从基本蚁群聚类算法中发现:在聚类过程中,随着蚂蚁的移动,具有相似特征的蚂蚁被聚于一类,而不同特征的蚂蚁聚集在不同的类别。在进化到一定代数后,蚂蚁易于集中到较少的几条路径上,在一定程度上是由于某些局部较优路径上的信息素强度远大于其他路径,结果使得搜索集中于少数几条较优路径上^[9]。对此,从信息素的更新方式进行改进,给出多种信息素更新策略,避免某些局部最优路径上信息量的增长不至过快,在加快收敛和防止早熟现象之间取得一个较为合理的平衡点。可按式(7)更新蚂蚁 i 到聚类中心的信息素强度。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \epsilon)\tau_{ij}(t) + \epsilon\tau_0 \quad (7)$$

其中, ϵ 和 τ_0 是两个参数, ϵ 满足 $0 < \epsilon < 1$, τ_0 是信息素量的初始值。与式(5)中的 β 系数相比,可以起到对本条路径 $t+1$ 时刻信息量更新的同时兼顾时刻的初始信息,避免信息量增长过快。同时,蚂蚁每一次经过边 (i, j) ,该边的信息素 τ_{ij} 将会减少,从而使得其他蚂蚁选中该边的概率相对减少。也就是说,这将增加探索未使用过的边的机会,使得算法不会陷入停滞状态。

2.5 基于二维直方图和蚁群聚类的算法流程

先由二维灰度直方图寻找图像的初始聚类中心和聚类个数,再将结果作为蚁群聚类算法的初始聚类中心和聚类个数,具体的算法流程如下:

(1) 初始化基本参数;

(2) 求解原始图像的灰度直方图,将二维直方图数据对象转化为 $M * N * 3$ 的矩阵 A ,每个数据对应一只蚂蚁,将灰度直方图进行最佳一维投影,求得较准确的聚类中心;

(3) 根据式(1)计算像素 X_i 到不同聚类中心 C_j 的相似度 d_{ij} ,根据式(6)计算引导函数 η_{ij} ;

(4) 根据式(2)计算各路径上的信息素浓度 $\tau_{ij}(t)$;

(5) 根据式(3)计算每个蚂蚁与聚类中心的选择概率,开始聚类,按照从上到下、从左到右的顺序选择

蚂蚁,根据最大的概率来选择路径。

(6) 根据式(7)调整路径上的信息量,合并具有相同聚类中心灰度值的连通区域,更新聚类中心;

(7) 若每矩阵 A 中的每只蚂蚁都聚类完毕,则停止循环,输出结果;否则转入(5)继续执行。

3 实验结果及分析

为了验证文中算法的有效性,以 Lenna 图像为原始图像,如图 1 所示。本实验的算法测试的硬件平台为 Intel(R) Pentium® Dual CPU 2.00GHz、1G 内存,应用软件 Matlab 7.0 实现算法测试。图 2 是应用 Sobel 算子边缘检测的结果;图 3 是应用 Canny 算子边缘检测的结果;图 4 是应用文中基于二维直方图和改进蚁群聚类的方法进行的图像风格。

从图 2 中可以看出 Sobel 算子对于图像中的许多细节部分并没有分割出来,而图 3 表明 Canny 算子分割的效果较好,能检测出更多的纹理细节及灰度值较低的区域。

从图 4 可以看出图像中的许多纹理细节及灰度较低的部分都能够很好地被分割出来,分割效果比较好。因此,基于二维直方图和改进蚁群模糊聚类的方法能更好地分割图像。



图 1 原图



图 2 Sobel 算子



图 3 Canny 算子



图 4 文中算法

4 结束语

图像分割是图像分析的重要环节。介绍了传统的蚁群聚类算法,指出算法存在的不足。提出了一种基于二维直方图和改进蚁群聚类算法相结合的混合分割方法。不但较准确地找到初始聚类中心,同时定义了一种新的引导函数,改进了信息素更新机制,可更准确有效地引导蚁群聚类。算法有效地提高了图像分割速度和效果。实验结果表明这种方法能够取得好的分割效果。

参考文献:

- [1] 卢 钰. 基于自适应蚁群算法的图像分割[J]. 交通信息工程与控制, 2005, 4(11): 886 - 889.
- [2] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant System: optimization by a colony of cooperative learning approach to the traveling agents[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1): 29 - 41.
- [3] Deguchi K, Takahashi I. Image - based simultaneous control of robot and target object motion by direct - image - interpretation[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference of International Robot and System. Korea: [s. n.], 1999: 375 - 380.

该函数向 ADF 传递用户的访问请求,以便得到 ADF 对用户访问请求的判决结果。提交的访问请求包括用户要访问的目标、操作行为及应用系统相应的环境参数。函数首先要判断用户的访问凭证是否过期,若已过期则直接返回假,否则再向 ADF 提交请求。

③中断 AEF 函数 PMI_AEFShutdown()。

2.3.3 ADF 函数

抽象成初始化、判决和结束三个函数。AEF 在启动时调用初始化函数完成 ADF 的初始准备,当接收到用户访问请求时,AEF 先验证用户身份,通过后调用 ADF 的判决函数完成权限验证,通过调用结束函数安全地停止 ADF 的权限判决服务。

①初始化 PMI-ADFInitialize(const LPTSTR pszFileName)。

该函数从 LDAP 服务器上获取策略的属性描述符证书和签发者的公钥证书,并利用签发者的公钥验证其在属性描述符证书上的签名,然后解析出访问控制策略并保存在本地文件 pszFileName 中。

②获取用户的访问凭证 PMI_ADFGetCreds(const char * UserDN, const byte * SignValue, char * UserCreds)。

该函数根据用户的 DN 名从 LDAP 服务器上检索用户的身份证书和公钥,验证其签名值,若正确则获取用户的访问凭证。

③判决 PMI_ADFPrivilegeVerify(const char * UserDN, REQUEST * pRequest)。

该函数根据用户的 DN 名从 LDAP 服务器上检索用户的属性证书,验证证书签发者的签名,从中获取用户的角色,在访问策略的属性描述符证书中查找这些角色是否允许以 REQUEST 结构描述的访问请求,最后返回判决结果。

④结束 PMI_ADFFinalize()。

3 结束语

该系统采用 PMI/PKI 技术、LDAP 数据库和 RBAC 模型等,实现了信息资源的访问控制。系统通过将访问控制机制从具体应用系统的开发和管理中分离出来,使访问控制机制与应用系统之间能灵活而方便地结合和使用。从系统的角度为企事业单位提出了一个信息安全服务平台,以保障企事业单位信息资源的安全。该系统可用于企业级的信息安全应用的开发,不论是企事业单位网络应用、信息管理,还是办公自动化,都可以利用本系统为其提供身份认证、信息加解密、数字签名与验证、授权管理与验证等安全服务。

参考文献:

- [1] ITU - T Rec. X509 (2000) | ISO/IEC 9594 - 8: 2000, The Directory: Public - key and attribute certificate framework[S/OL]. 2000. <http://www.iso.org/iso/store.htm>.
- [2] ITU - T Rec. X509 (2005) | ISO/IEC 9594 - 8: 2005, The Directory: Public - key and attribute certificate framework[S/OL]. 2005. <http://www.iso.org/iso/iso-catalogue/catalogue-tc/catalogue-detail.htm?csnumber=43793>.
- [3] 中华人民共和国信息产业部. GB/T 16264. 8 - 2005, 信息技术开放系统互连目录第 8 部分: 公钥和属性证书框架[S]. 北京: 中国标准出版社, 2005.
- [4] 刘宏月, 范久伦, 马建峰, 等. 访问控制技术的研究进展[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(1): 56 - 59.
- [5] 李辉, 王芳. “一切皆角色”的访问控制策略[J]. 计算机科学, 2006(9A): 121 - 125.
- [6] 薛伟, 怀进鹏. 基于角色的访问控制模型的扩充和实现机制研究[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(11): 1635 - 1642.
- [7] Yeong W, Howes T, Kille S. RFC 2251, Lightweight Directory Access Protocol (v3)[S]. [s.l.]: [s.n.], 1997.
- [8] Adame C, Lloyd S. 公钥基础设施 - 概念、标准和实施全[M]. 冯登国, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2001.

(上接第 131 页)

- [4] Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms[D]. Politecnico di Milano, Italy: Department of Electronics, 1992.
- [5] Cheng H D, Chen Y H, Jiang X H. Thresholding using two - dimensional histogram and fuzzy entropy principle[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4): 732 - 735.
- [6] 杨卫莉, 郭雷, 赵天云, 等. 基于分水岭变换和蚁群聚类的图像分割[J]. 量子电子学报, 2008, 25(1): 19 - 24.
- [7] 汤可宗, 江新姿, 高尚. 蚁群模糊聚类的图像分割[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(7): 1770 - 1772.
- [8] 薛琴, 陈玮, 罗俊奇. 基于梯度算子的蚁群图像分割算法研究[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(23): 5660 - 5663.
- [9] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 蚁群算法的研究现状及展望[J]. 中国工程科学, 2007, 9(2): 98 - 102.

中国计算机学会会刊、中国科技核心期刊
《计算机技术与发展》欢迎订阅, 邮发代号: 52-127