

一种基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合方法^①

段海滨^{②*} 罗松柏* 李 昊* 周国哲*

(* 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100191)

(** 苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室 苏州 215006)

摘 要 根据所采集图像的离散性特点,提出了一种基于蚁群聚类的新型的多模板图像边缘融合方法。该算法综合了图像聚类的方法和模板边缘提取的方法,运用蚁群聚类的思想来提取图像的边缘特征,并进一步融合多种边缘提取模板来设置聚类的启发式引导函数和初始聚类中心,从而避免了传统蚁群算法聚类搜索时的盲目性。系列仿真实验验证了这一方法的可行性和有效性。

关键词 蚁群优化, 聚类, 图像边缘融合, 边缘特征

0 引 言

图像边缘特征(edge feature)提取和边缘融合(edge fusion)是自动目标识别的关键和首要步骤,其目的是将目标和背景分离,为计算机视觉的后续处理提供依据。这也是其它许多图像处理问题的基础^[1],目前已经广泛应用在图像融合、模式识别、计算机视觉、飞机导航、虚拟现实、工业检测、交通管理、数字摄影测量、医学图像分析等许多领域^[2]。但是由于会受到图片背景的复杂性、目标特征的多样性以及噪声等因素的影响,因而图像边缘特征提取和边缘融合则成为图像处理技术的难点。

传统的图像边缘特征提取技术主要有两种,一种是区域生成(也就是聚类)的方法,另一种则是基于图像边缘检测的方法。这两种方法都在对不同的图像的处理上取得了很好的效果,因而都成为目前使用比较广泛的方法^[3]。但是在某些情况下,传统方法又表现出了很大的局限性。如聚类的方法在目标与背景不明显的环境下效果不佳,而且计算量大,效率不高^[4];第三种方法的检测算子都只能在各自特定的适用条件下才能达到较好的效果,在复杂多变的环境下则显得无能为力,而且存在边界不连续或边界不准确的问题和阈值选择造成的对噪声的敏感的问题。而模拟昆虫王国中蚂蚁群体智能行为的仿生优化算法——蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法具有较强的鲁棒性、优良的分布式计算机

制、易于与其它方法相结合等优点^[5],已成功运用于多种复杂组合优化问题,并且表现出良好的应用前景^[6]。近几年许多国内外研究者应用蚁群算法在图像特征提取、图像匹配、影像纹理分类等领域取得了相当丰富的研究成果^[7]。本文研究了聚类的方法,并引入了蚁群聚类(ant colony clustering)的思想,提出了一种基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合方法。该方法将图像看作是不同梯度特征的像素点的集合,运用蚁群优化对其进行边缘的聚类,从而实现图像的边缘融合,再根据不同模板的边缘提取结果设定初始聚类中心,对算法进行改进,并用改进后的算法对图像进行聚类分析,提取出图像的边缘。通过系列仿真实验对本文提出的方法与现有的典型边缘检测算法进行了对比,结果证明该方法是可行、有效的。

1 蚁群优化算法

蚁群优化算法是 1991 年意大利学者 M. Dorigo 等人受蚂蚁觅食过程中路径选择行为的启发而提出的一种仿生进化算法^[5]。根据仿生学家长期的研究发现:蚂蚁虽没有视觉,但运动时会在路径上释放出一种特殊的分泌物——信息素(pheromone)寻找路径。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,同时会释放出与路径长度有关的信息素。蚂蚁走的路径越长,则释放的信息素数量越小。当后来的蚂蚁碰到这个路口时,它选择

① 国家自然科学基金(60604009)、航空科学基金(2006ZC51039)、北京科技新星计划(2007A017)和苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室开放课题基金(KJS0821)资助项目。

② 男,1976年生,博士,副教授;研究方向:智能计算,图像识别,多无人机协同控制;联系人,E-mail:hbduan@buaa.edu.cn
(收稿日期:2008-03-07)

信息素数量较大路径概率就会相对较大,这样形成了一个正反馈(positive feedback)机制。在整个寻径过程中,虽然单个蚂蚁的选择能力有限,但是通过信息素的作用使整个蚁群的行为具有非常高的自组织性,蚂蚁之间交换着路径信息,最终通过蚁群的集体自催化行为找出最优路径。

蚁群优化算法实际上是一类智能多主体算法系统,在蚁群算法系统中,蚂蚁个体是一类反应型主体,其群体行为采用了分布式计算机制,每个蚂蚁个体为着同一个目标而进行着相同的工作,它们在问题空间的多个点同时开始相互独立地构造所求问题的解,而整个问题的求解不会受到某个蚂蚁个体的缺陷的影响。蚁群优化算法的自组织机制使得蚁群算法不需要对所求问题的每一方面都有详尽的认识,自组织的本质上是蚁群优化算法机制在没有外界作用下使系统熵增加的动态过程,体现了从无序到有序的动态演化。

2 基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合

基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合方法的主要思路是,首先用不同的边缘模版提取出图像的边缘,由于不同的边缘模版的提取效果各有侧重点,所以都不能很全面地反映出图像真实的情况。如果采用蚁群优化算法对各种模版的结果进行优化,充分发挥各种模版的优点,使最终的边缘融合结果达到最优。最初用各个模版提取边缘所得到的结果正好又可以作为蚁群优化算法对图像边缘进行聚类的初始聚类中心,这样既降低了计算量,加快了边缘提取时间,又使得最终结果更加准确。

2.1 图像的预处理

图像的预处理是图像边缘融合过程中非常必要的步骤。首先,需要进行图像边缘融合的图片格式、大小及特征各异,很多时候都不适合直接进行边缘特征提取和融合^[8];其次,在图像边缘融合之前对图像进行锐化等处理,可以使其特征更加突出,使得最终提取效果更好。这些预处理步骤主要包括图像读取、灰度图像转换、图像大小调整、中值滤波去噪声及图像锐化等^[9]。经过预处理后,图片大小适宜,噪声较少,边缘特征鲜明,适合于后续的图像边缘融合工作。

2.2 确定各像素的属性

由于是提取图像的边缘,故用各种模版的计算所得的梯度值作为各像素点的属性。计算图像各像素点的 Laplacian 梯度与 Canny 梯度,作为各点的两个属性,蚁群搜索的依据。这里可以选用其它模版

梯度,比如 Roberts 梯度、Sobel 梯度。可以在几种模版梯度中任意选择两种作为每个像素的属性,具体可根据实际情况和各种模版的特点来设定。

根据任意两种梯度,分别计算各自的边缘点集合。这里以 Laplacian 与 Canny 为例,可由 Laplacian 模版提取图像的边缘点集为 a ,由 Canny 模版提取图像的边缘点集为 b 。

2.3 计算初始聚类中心和初始优化度函数值 F_0

将 a 与 b 的交集 $a \cap b$ 作为初始边缘点集,所有属于 $a \cap b$ 的像素的两个属性各自的平均值作为初始聚类中心 (Cen_a, Cen_b)。所有属于 $a \cap b$ 的像素点的两个属性值构成两个数组,记为 ab_1, ab_2 。此时,优化度函数可用式

$$F = var(ab_1) + var(ab_2) \quad (1)$$

表示。其中, var 是计算方差的函数。优化度函数 F 是表征边缘提取优化程度的函数, F 越小,表明边缘点集的属性方差和越小,边缘提取结果越好。

2.4 根据初始聚类中心确定搜索点集并初始化信息素浓度

将属于 Laplacian 或者 Canny 边界的各点直接保留,求剩下各点到初始聚类中心的距离。假设某点属性为 (x, y) , 那么它到聚类中心的距离为

$$d = \sqrt{(|x - Cen_a|^2 + |y - Cen_b|^2)} \quad (2)$$

一般而言,保留当中离聚类中心最近的 12% 左右比较合适,其它点是边界点的可能性很小(几乎为零),可以直接舍去,在以后的搜索中不再考虑它们,这样可以减少很多计算量,从而大大提高聚类搜索效率。

将属于 $a \cap b$ 的点 (A_and_B) 赋予初始信息素浓度 0.95,属于 a 或者 b 但不属于 $a \cap b$ 的点 (A_or_B) 赋予初始信息素浓度 0.5,保留的 12% 的点中,离聚类中心最近的前半部分 (Center-front) 赋予初始信息素浓度 0.3,后半部分 (Center-back) 赋予初始信息素浓度 0.2,从而得到信息素浓度矩阵 τ 。

2.5 每只蚂蚁分别对搜索点集进行聚类并更新全局最优

根据信息素浓度,依据概率选择公式

$$P_i = \begin{cases} 1 & \text{若 } \tau_i \geq rand() \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

确定是否把某点归到边界点集内,这样 M 只蚂蚁可以得到 M 种结果。

分别计算每一次迭代中 M 种结果的边缘优化度 F 。取 F 最小的那个结果作为代最优的 F_{dbest} 。比较 F_{dbest} 与全局最优 F_{gbest} ,如果 F_{dbest} 小于 F_{gbest} ,

那么将本代最优结果更新为全局最优,本代 F_{dbest} 赋予 F_{gbest} 。

2.6 更新信息素浓度

每一次迭代结束后,要进行信息素更新,其更新规则如式

$$\tau(t+1) = \rho \cdot \tau(t) + \Delta\tau(t) \quad (4)$$

所示。其中, ρ 是信息素残留系数,即每一代过后信息素的残留。 $\Delta\tau$ 是信息素浓度增量矩阵,其值用下式进行计算:

$$\Delta\tau = \frac{\zeta \cdot F_0}{F_{dbest}} \times L_{Best} \quad (5)$$

其中, L_{Best} 是最优边缘像素点集, ζ 为系数,根据图像的实际情况确定其值大小。

由此,本文所设计的基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合流程如图 1 所示。

3 实验结果及分析

为了验证本文所提基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合方法的性能,这里采用 2 幅 570×447 的 jpg 格式的图像(图 2(a)所示的美国五角大楼和图 4(a)所示的蔬菜景物)作为验证对象。实验环境为 P4 3.06GHz,1G 内存, MATLAB 7.1 版本。初始参数选择为 $N_{Cmax} = 100, M = 8, \rho = 0.9, \zeta = 0.15, A_{_}$ 和 $B_{_}$ 初始信息素浓度取 0.95, A 和 B 初始信息素浓度均取 0.5, Center-front 初始信息素浓度取 0.3, Center-back 初始信息素浓度取 0.2, 图 2 的模版选择为

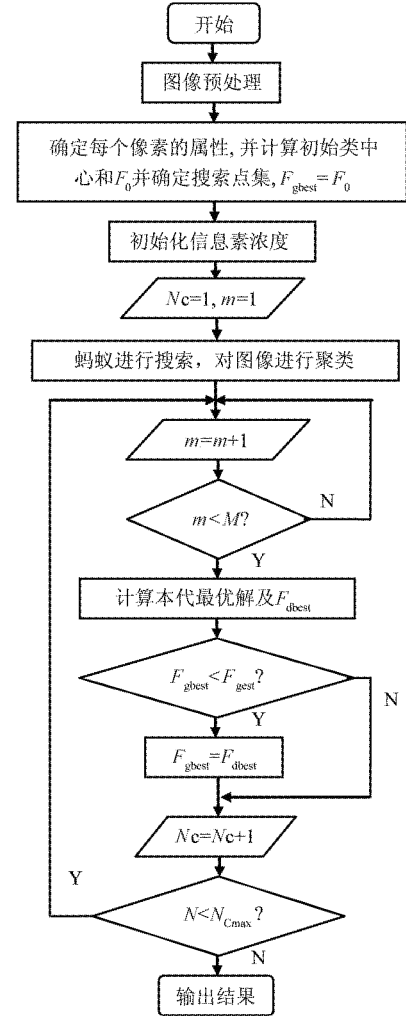
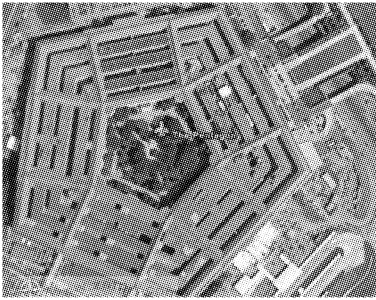
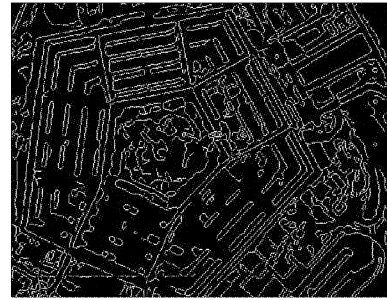


图 1 基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合流程



(a) 原始图像



(b) Canny 模版提取的边缘图像



(c) Laplacian 模版提取的边缘图像



(d) 基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合结果

图 2 本文方法与 Canny、Laplacian 模版实验结果对比

Canny 和 Laplacian, 图 4 的模版选择为 Sobel 和 Roberts。

图 2(b) - 图 2(d)、图 4(b) - 图 4(d)是实验运行结果,其中图 2(b)是用 Canny 模版提取的边缘图像,图 2(c)是用 Laplacian 模版提取的边缘图像,图 4(b)是用 Sobel 模版提取的边缘图像,图 4(c)是用 Roberts 模版提取的边缘图像,而图 2(d)和图 4(d)是用基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合算法提取的边缘图像,图 3 和图 5 是蚁群聚类的进化曲线。



(a) 原始图像



(b) Sobel 模版提取的边缘图像



(c) Roberts 模版提取的边缘图像



(d) 基于蚁群聚类的多模板图像边缘融合结果

图 4 本文方法与 Sobel、Roberts 模版实验结果对比

由图 2(b)和图 4(b)可见,Canny 模版和 Sobel 模版提取的边界的效果均很好,但是图像的细节过多,有很多线条,却没有很好地反映各个相对独立的部分,仅仅是边界的线条堆砌;图 2(c)的 Laplacian 模版和图 4(c)的 Roberts 模版提取的图像也存在同样问题,而且对于一些较暗的区域并没有很好的把边缘检测出来;而图 2(d)和图 4(d)使用本文的基于蚁群聚类方法对图像边缘进行融合,由实验结果可见,较暗地方可以很好检测出来,而且不会显得细节过多,整个边缘融合图像层次感比较强,线条彼此之间是构成图像中的各个部分,而不仅仅是线条堆砌,边缘融合结果比较准确。图 3 和图 5 所给出的蚁群聚类进化过程较为平稳地趋于一个最优值,最后达到

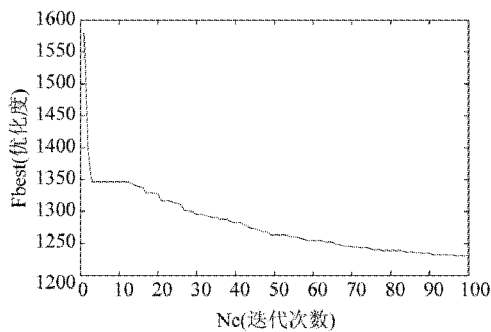


图 3 蚁群聚类进化曲线

稳态收敛。

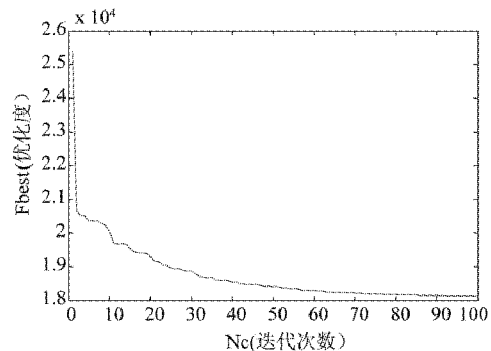


图 5 蚁群聚类进化曲线

系列仿真实验结果表明本方法有效地提高了边缘融合速度和区域完整性,表明这种方法能够取得好的边缘融合效果。

4 结 论

图像特征提取和边缘融合是计算机视觉和图像分析的重要环节,而蚁群算法作为一种新兴的仿生优化算法,在处理离散问题上有着独特的优势。

本文综合了图像边缘融合的聚类分析方法和模板边缘提取的方法,运用蚁群聚类的思想来提取图像的边缘特征,并进一步融合多种边缘提取模板来设置聚类的启发式引导函数和初始聚类中心,从而避免了传统蚁群算法聚类搜索时的盲目性。实验结果表明本方法有效地提高了边缘融合速度和区域完整性。

参考文献

- [1] Zheng H, Zheng Z B, Xiang Y. The application of ant colony system to image texture classification. In: Proceedings of the 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xian, China, 2003. 3, 1491-1495
- [2] 王耀南, 李树涛, 毛建旭. 计算机图像处理与识别技术. 北京: 高等教育出版社, 2001
- [3] Zhuang X. Edge feature extraction in digital images with the ant colony system. In: Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, Boston, MA, USA, 2004. 133-136
- [4] Li X, Luo X H, Zhang J H. Modeling of vector quantization image coding in an ant colony system. *Chinese Journal of Electronics*, 2004, 13(2): 305-307
- [5] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies. In: Proceedings of European Conference on Artificial Life, Paris, France, 1991. 134-142
- [6] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 1996, 26(1): 29-41
- [7] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用. 北京: 科学出版社, 2005
- [8] Yazdi H S, Hosseini S E. Pedestrian tracking using single camera with new extended Kalman filter. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2008, 1(3): 379-397
- [9] 郑肇葆, 叶志伟. 基于蚁群行为仿真的影像纹理分类. 武汉大学学报, 2004, 29(8): 669-673

A novel type of multiple-template image edge fusion method based on ant colony clustering

Duan Haibin^{***}, Luo Songbai^{*}, Li Hao^{*}, Zhou Guozhe^{*}

(^{*} School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191)

(^{**} Provincial Key Laboratory for Information Processing Technology, Suzhou University, Suzhou 215006)

Abstract

In light of the discrete characteristics of digital images, a novel type of multiple-template image edge fusion method based on ant colony clustering is proposed in this paper. The method integrates the image clustering approach with the template edge extraction, extracts image edge features by using the concept of ant clustering, and then builds up multiple templates for image edge extraction to set the heuristic function for clustering and the initial cluster center, which can avoid the blind search in traditional ant colony clustering. A series of simulation experiments demonstrated the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: ant colony optimization, clustering, image edge fusion, edge features