

基于蚁群算法的图像分割方法

韩彦芳 施鹏飞

(上海交通大学图像处理与模式识别研究所,上海 200030)

E-mail:hyf@sjtu.edu.cn

摘要 蚁群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。根据数字图像的离散性特点,首先从模糊聚类角度出发,将蚁群算法引入图像分割中,综合考虑像素的灰度、梯度及邻域特性进行特征提取。然后,针对蚁群算法循环次数多,计算量大的问题,设置启发式引导函数和初始聚类中心进行改进。详细阐述特征提取、初始聚类中心设置和模糊聚类流程。实验证明改进蚁群算法可以快速准确地分割出目标,是一种有效的图像分割方法。

关键词 蚁群算法 图像分割 模糊聚类 特征提取 邻域

文章编号 1002-8331-(2004)18-0005-03 文献标识码 A 中图分类号 TP391

Image Segmentation Based on Improved Ant Colony Algorithm

Han Yanfang Shi Pengfei

(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract: Ant colony algorithm(ACA) is a kind of discrete, parallel and robust evolutionary algorithm with fuzzy clustering ability. Here, ACA has been introduced into image segmentation from the aspect of fuzzy clustering. The gray value, gradient and neighborhood of the pixels are considered synthetically. Then, based on the analysis of the image, the introductory system has been strengthened. The process is elaborated from feature extraction, initialization to fuzzy clustering operation. Finally, results are given. It shows that the improved ACA is an effective method in image segmentation.

Keywords: Ant Colony Algorithm, image segmentation, fuzzy clustering, feature extraction, neighborhood

1 引言

由于背景的复杂性,目标特征的多样性以及噪声等影响,使图像分割成为图像处理技术的难点。传统图像分割方法如阈值法、边缘检测法、数学形态学法、基于区域处理方法等针对不同图像都取得了很好的效果,因而也成为目前应用比较广泛的方法。但是对于不同应用目的以及不同图像特性,传统方法又表现出很大局限性。例如阈值法,这种方法具有较高的计算效率,但是对噪声很敏感,会误将噪声作为目标来处理;边缘检测算子存在边界不连续或边界不准确的问题;数学形态学方法在一定程度上降低了噪声对图像的影响,但是开、闭、腐蚀、膨胀等运算会导致图像的过度平滑,从而导致图像变形及细节丢失。

蚁群算法(ant colony algorithm)^[1]是一种仿生进化算法,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。已成功应用于组合优化问题,如旅行商问题、车间任务调度、图着色、管线敷设等,J.Casillas 等人提出用蚂蚁算法进行模糊规则的自动学习。蚁群算法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。

该文首先介绍蚁群算法的原理,然后,将图像分割看作对具有不同特征的像素进行聚类的过程,给出蚁群算法的数学描述,根据图像特点,设置初始聚类中心,对该算法进行改进。对每个像素,综合考虑灰度、梯度和邻域等特征,利用改进算法的

模糊聚类能力,求出像素分别对目标、边界、背景和噪声的隶属度。详细阐述特征提取和模糊聚类过程。最后,给出实验结果,并与 sobel 算子、canny 算子以及原始蚁群算法分割结果进行比较。证明该方法可以快速准确地分割出目标,是一种有效的图像分割方法。

2 蚁群算法及其描述

蚁群算法又称蚂蚁算法,是 1992 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。经观察发现,蚂蚁在搜索食物过程中总能够找到食物源的最优路径,当该路径被阻断后,能很快绕开障碍并再次找到最优路径。蚂蚁的这种能力是由蚁群之间的信息交换和相互协作行为产生的。每只蚂蚁在随机行走过程中会释放出一种信息激素(pheromone),该激素随着时间延续不断挥发,如果有较多的蚂蚁选择这条路径,则该路径上的激素得到增强,而每只蚂蚁具有感知这种信息激素强度的能力,会以较大概率选择信息激素较强的路径,从而导致选择这条路径的蚂蚁增多,这样形成了一个正反馈过程。该算法用于图像分割的数学描述如下。

2.1 图像分割特征提取

一幅图像中包括目标、背景、边界和噪声等内容,特征提取的目的是要找出体现这些内容之间区别的特征量,对于后继的

基金项目:上海市科委计划项目(编号:035115039)

作者简介:韩彦芳(1974-),女,在读博士生,上海交通大学图像处理与模式识别研究所,主要研究方向:图像处理,模式识别。施鹏飞(1939-),男,教授,博士生导师,上海交通大学图像处理与模式识别研究所所长,研究方向:图像处理,模式识别,人工智能等。

分类过程至关重要。区别目标和背景的一个重要的特征是像素灰度,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。最后,对于梯度值较高的边界点和噪声点,可以利用像素的 3×3 邻域进行区分。在一幅图像中,与区域内点灰度值相近的 3×3 邻域的像素个数一般为8,与边界点灰度值相近的 3×3 邻域像素个数一般大于或等于6,而对于噪声点,该数值一般小于4。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50~90。

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(gray value)、梯度(gratitude)和邻域(neighbor)为特征的三维向量。

2.2 蚁群算法数学描述

给定原始图像 X ,将每个像素 $X_j(j=1,2,\dots,N)$ 看作一只蚂蚁,则根据上述进行特征提取,每只蚂蚁是以灰度、梯度和邻域为特征的三维向量,图像分割就是这些具有不同特征的蚂蚁搜索食物源的过程。任意像素 X_i 到 X_j 的距离为 d_{ij} ,采用欧氏距离计算:

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

其中 m 为蚂蚁的维数,这里 m 为3, p 为加权因子,根据像素各分量对聚类的影响程度设定。

设 r 为聚类半径, ph_{ij} 为信息量,则:

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

X_i 选择到 X_j 路径的概率为 p_{ij} :

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{ph_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in S} ph_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)} & j \in S \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\eta_{ij}(t)$ 是启发式引导函数, α, β 分别为像素聚类过程中所积累的信息以及启发式引导函数对路径选择的影响因子。 $S=\{X_j | d_{ij} \leq r, s=1, 2, \dots, N\}$ 为可行路径集合。

随着蚂蚁的移动,各路径上信息量发生变化,经过一次循环,各路径上信息量根据下式进行调整:

$$ph_{ij}(t) = \rho ph_{ij}(t) + \Delta ph_{ij} \quad (4)$$

其中, ρ 为信息量随时间的衰减程度, Δph_{ij} 为本次循环中路径信息量的增量。

$$\Delta ph_{ij} = \sum_{k=1}^N \Delta ph_{ij}^k \quad (5)$$

Δph_{ij}^k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径中的信息量。

3 改进的蚁群算法

通过上述蚁群算法描述可以看出,蚂蚁行走是随机和盲目的,将图像每个像素看作一只蚂蚁,假设图像大小为 $m \times n$,在循

环搜索过程中,每个像素要和其余 $m \times n - 1$ 个像素进行距离和路径选择概率计算,而且系统必须经过多次循环才能完成聚类过程,导致搜索时间长,整体计算量大。针对这一问题,该文根据图像分割特点给出初始聚类中心加以引导,以减少蚂蚁行走的盲目性,并将蚂蚁与聚类中心的相似度作为引导函数,这样可以降低计算量和加快聚类进程。初始聚类中心以及引导函数的设置如下所述。

3.1 初始聚类中心设置

图像内容一般为目标、背景、边界和噪声等,图像分割的目的就是将不同特征的像素分别聚集到这几类中。对图像特点进行分析,找出这些内容所对应的大致灰度、梯度及邻域特征作为初始聚类中心的特征,可以使蚂蚁直接与聚类中心进行距离和概率计算,减少大量无关计算,从而加快聚类进程。

(1) 初始聚类中心灰度计算

图像的灰度直方图体现了不同灰度级像素出现的频数,很大程度上反映灰度聚类结果。以原始图像的灰度直方图为基础,选择灰度直方图的 n 个峰值点作为聚类中心的灰度特征,同时 n 也确定了初始聚类中心的个数。这样,可以将所有像素之间大量循环计算转化为像素与少数几个峰值点之间的比较,引导蚂蚁直奔聚类中心附近,减少搜索过程,极大降低计算量。聚类中心 C 的第一个特征向量 V 可以确定。

(2) 初始聚类中心梯度计算

图像中背景和目标内部像素的梯度一般较小,而边界点和噪声点梯度较大;同时背景和内部像素占多数,边界点像素个数又远大于噪声点的像素个数。所以,根据原始图像的灰度直方图及梯度图像,在确定的 n 个聚类中心中,如果某些聚类中心的灰度特征对应的像素个数远大于其它,则该聚类中心极大可能在背景或目标内部,设置该聚类中心梯度特征为零,而对其余的聚类中心,使其梯度值为梯度图像最大梯度列的均值。

(3) 初始聚类中心邻域特征计算

与上一步相对应,根据图像中不同种类像素邻域特点,将梯度为零的聚类中心邻域特征设为8,梯度值较高的聚类中心,如果灰度特征对应的像素个数较多,则该聚类中心可能为边界,邻域特征设为6,如果灰度特征对应的像素个数较少,则该聚类中心可能为噪声,邻域特征设为3。

这样,所选定初始聚类中心表示为 $C_j(V; G; Ne)$, $j=1 \dots n$,大致代表了各个种类的特征。

3.2 引导函数设置

引导函数体现像素与聚类中心的相似度,用下面公式表示:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} = \frac{r}{\sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (x_{ik} - c_{jk})^2}} \quad (6)$$



图1 原始图像



图2 Sobel 边缘检测结果

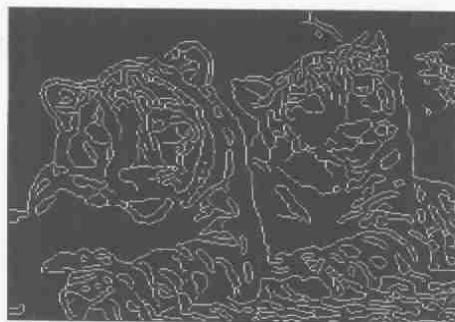


图3 canny 算子边缘检测结果



图4 蚁群算法分割结果



图5 基于改进蚁群算法图像分割结果

其中, r 为聚类半径, 聚类半径越大, 引导函数值越大, 选择该聚类中心的概率随之增大; 像素与聚类中心之间的距离越大, 引导函数值越小, 选择该聚类中心的概率就越小。

3.3 算法流程

原始图像为 256 色图, 大小为 224×323 , 如图 1 所示。

第一步: 初始化 $\alpha, \beta, ph_i, r, \lambda$ 等参数。

第二步: 根据公式(1), 计算像素 X_i 到不同食物源 C_j 的距离 d_{ij} 。

如果 d_{ij} 为零, 则该像素到该类的隶属度为 1, 否则, 如果 $d_{ij} < r$, 根据公式(7)计算引导函数, 根据公式(4)计算 X_i 到各路径的信息量。

第三步: 根据公式(3), 计算像素的隶属度, 判断隶属度是否大于 λ , 如是, 根据公式(5), 计算信息量增量 Δph_{ij} , 更新信息量, 按下式更新第 j 类聚类中心, 其中 J 为 C_j 类中元素个数:

$$\bar{C}_j = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J X_k \quad (7)$$

否则, 将该蚂蚁记录到 SS 集中, SS 为没有被归类的像素集合。

第四步: 计算各类的类间距离, 当类间距离小于阈值 ε 时, 将两类合并为一类, 更新聚类中心。

第五步: 如果还有待分类像素, 则返回第二步, 否则结束。

4 实验结果及分析

由图 1 看出, 两只老虎右侧灰度较低, 另外, 图像纹理很多, 因而检测存在很大的难度。以下是在 P III 800, Win2000, Matlab6.5 环境中得到的实验结果。图 2 和图 3 分别为用 sobel 算子和 canny 算子进行边缘检测的结果。Sobel 算子对于灰度较低的部分没有检测出来, canny 算子效果很好, 但是图像细节太多。图 4 和图 5 分别是当参数 $\alpha=1, \beta=1, r=50, \lambda=0.9, T=80$ 时用蚁群算法和改进蚁群算法进行分割的结果。可以看出灰度较低部分被检测出来, 分割结果比较准确。另外, 蚁群算法完成聚类过程必须多次循环, 耗时在十分钟以上, 改进算法仅用一次循环就完成了图像分割, 用时 26.22 秒。与原始蚁群算法相比, 极大降低了计算量, 加速了聚类进程。因此, 改进蚁群算法是一种有效的图像分割方法。(收稿日期: 2004 年 3 月)

参考文献

1. Marco Dorigo, Gianni Di Caro, Luca M Gambardella. Ant Algorithms for Discrete Optimization[C]. In: Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, <http://citeseer.nj.nec.com/cachedpage/420280>, 1999
2. Hua Liu. Restoration of distorted digital images and similarity measure between images[EB/OL]. <http://citeseer.nj.nec.com>, 1999
3. 杨欣斌, 孙京浩等. 一种进化聚类学习新方法[J]. 计算机工程与应用, 2003; 39(15): 60-62
4. 孙兆林. MATLAB6.x 图像处理[M]. 清华大学出版社, 2002-05
5. 向世明. Visual c++ 数字图像与图形处理[M]. 电子工业出版社, 2002-06