

文章编号:1001-5078(2011)11-1196-05

· 红外技术 ·

基于特征散度 K-means 红外图像分割遗传算法

柳翠寅^{1,2,3}, 张秀琼^{1,2}, 银星³, 蒋斌³

(1. 四川大学计算机学院, 四川 成都 610064; 2. 视觉合成图形图像技术重点学科实验室, 四川 成都 610064;

3. 攀枝花学院计算机学院, 四川 攀枝花 610007)

摘要:针对红外图像中目标和背景的对比度低, 边缘模糊的特点, 本文提出了改进的聚类分割算法 KFGA。用特征散度的内积范数作为 K-means 算法的距离测度, 改进算法的普适性; 针对 K-means 算法收敛的局部寻优问题, 将遗传算法与 K-means 算法结合实现全局寻优; 在种群每一次演化操作后实行一次 K-means 聚类, 加快算法的收敛速度, 在全局寻优的过程中嵌入局部寻优加快算法的收敛速度。

关键词:均值; 遗传算法; 特征散度

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2011.11.005

K-means feature divergence genetic for infrared image segmentation

LIU Cui-yin^{1,2,3}, ZHANG Xiu-qiong^{1,2}, YIN Xing³, JIANG Bin³

(1. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610064, China;

2. State Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Chengdu 610064, China;

3. Department of Computer Science, Panzhihua College, Panzhihua 610007, China)

Abstract: The cluster is applied in image process for segment. K-means is populated for its simplicity and easily realization. This algorithm is liable to stuck at values which are not optimal and the result is relied on cluster center of initial selection. In order to overcome these drawbacks, a novel image segmentation algorithm (KFGA) is proposed. The first improvement is to Hybrid the genetic algorithm and K-means for searching the global optimum. The second improvement is to replace the Euclidean distance with feature divergence Inner product norm for increasing the Adaptability. The results of the experiment show that the algorithm has the better Adaptability and getting the correct global optimum.

Key words: K-means; genetic algorithm; feature divergence

1 引言

飞机在进近着陆时, 由于天气原因导致飞行员视觉受限, 经常会发生偏离跑道或冲出跑道, 从而发生安全事故。在低能见度下的进近着陆一直是航空安全关注的热点问题。目前采用的方案有平视指引系统、增强视觉系统和合成视觉系统。增强视觉系统和合成视觉系统中, 采用图像配准与融合技术实现多源图像的融合, 以达到增强视觉与合成视觉的效果, 得到更加清晰和准确的场景图像。

在低能见度进近着陆助视引导系统中, 采用红外摄影仪获取低能见度下机场的红外图像, 融合多

源图像以获得更加清晰和准确的场景。多源图像融合的关键是先配准多个传感器的图像。在红外与可见光图像配准中须先将场景中的重要信息跑道分割出来, 标识出跑道的位置以用于两幅图像的配准。在对红外图像与可见光图像进行分割中, 由于红外图像的成像原理不同, 常规的图像分割方法用于红外分割得不到有效结果^[1]。红外目标与周围的背

基金项目:国家自然科学基金重点项目(No. 60736046)资助。

作者简介:柳翠寅(1974-), 女, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为红外图像处理及信息融合。E-mail: liucuiyin@163.com

收稿日期:2011-04-12; **修订日期:**2011-08-12

景存在热交换以及大气对辐射的散射和吸收作用,使得红外图像中目标和背景的对比度低,边缘模糊,并且红外图像包含的纹理信息较少且噪声较大,传统的分割方法如阈值法,难以得到理想的分割结果^[2]。由于红外图像特殊的成像原理,导致图像动态范围低,对比度差且直方图分布不均衡,采用传统阈值分割方法,并不能获得适当的分割效果^[3]。本文基于将图像分割成目标和背景两部分而提出的遗传均值聚类算法(K-means feature genetic algorithm, KFGA),用于对机场红外图像跑道的分割。文章的结构安排如下:第2部分概述 K-means 算法;第3部分简述传统的遗传算法;第4部分详述 KFGA 算法的实现步骤与过程;第5部分将 KFGA 算法应用于实际的红外图像分割,对实验结果进行分析;第6部分得出结论。

2 K-means 聚类算法

聚类方法是一种重要的图像分割方法。其中 K-means 算法因其简单且易于实现而得到广泛的应用。该算法在聚类过程中,要对所分类数进行确定,不断最小化各类内方差来实现最佳分割阈值的确定,因此也称最小均方误差分割法。

K-means 聚类算法是一种无监督类别划分方法,K-均值聚类算法由 Mac Queen 1967 年提出^[4]。算法首先需初始化聚类中心,确定聚类数,最小化类间相似度为准则函数,迭代修改各类内中心^[5]。相似度通常采用欧氏距离作为测度。

算法描述及实现步骤如下:

(1) 从特征空间中随机取 n 个点,作初始化 K 个类的中心 $C_1, C_2, \dots, C_K, C_1, C_2, \dots, C_K$ 是每个聚类的中心。

(2) 将空间中的点 $x_i, i=1, 2, \dots, n$ 划分到 K 个类之中,划分准则^[6]为:

$$\|x_i - c_k\| < \|x_i - c_j\| \quad j=1, 2, \dots, k, \text{ 且 } i \neq j \quad (1)$$

(3) 计算新的聚类中心

$$C_i^* = \frac{1}{n_i} \sum_{x_j \in c_i} x_j, \quad i=1, 2, \dots, k \quad (2)$$

(4) 计算按新类划分内方差总和

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in c_i} \|x - c_i\|^2 \quad (3)$$

(5) 如果新聚类 C_i^* 划分的类内中心和上一次的聚类中心 C_i 近似相等,当总类内方差值不在变化,或迭代达到指定的次数,则迭代停止,否则转(2)继续迭代。

3 传统遗传算法的聚类

遗传算法是建立在自然选择和遗传学机理基础上的迭代自适应概率性搜索算法。遗传算法通过模拟生物的进化过程有效地实现全局优化搜索。它由美国 Michigan 大学 J. H. Holland 教授提出^[7]。在寻优过程中将搜索空间参数编码成染色体串,在进化过程中,遗传算法选择最优串进入下一代中继续繁殖操作。该算法初始生成一个随机种群,表示搜索空间中不同的点^[8]。根据求解目标设计适应度函数,计算每个染色体串的适应度值,表示该串适应生存的程度。进入下一代繁殖操作的染色体要进行相应的交叉和变异产生新的个体,迭代进化到超过指定的迭代数^[9]。该算法由基因串群、用于评价染色体的适应度函数、遗传操作组成。在进化过程中,遗传操作的三个算子(选择、交叉和变异)实现算法内在的并行优化^[10]。遗传算法在模式识别和图像处理等领域作为一种寻优方法得到广泛的应用,该算法的步骤具体描述如下:

(1) 设置遗传参数,种群大小,交叉概率 pc , 变异概率,最大迭代数;

(2) 对所求解进行编码,随机生成初始群体;

(3) 设计适应度函数,计算种群中各个体的适应度值;

(4) 进行选择、交叉、变异、K 均值聚类,产生新一代样本;

(5) 未达到循环结束条件前重复(3)、(4)步骤,否则输出聚类结果。

(6) 如何让算法停止,在遗传算法常用的准则有:世代数超过预先设定值,种群个体最大适应度超过预设值,种群个体的平均适应度超过预设值等方法。在应用中根据不同的实际问题来决定选用何种选优准则。

4 改进的基于特征散度图像分割遗传算法(KFGA)

基于均值的聚类方法是一种局部寻优方法,对于在特征空间中呈球状和近似球状分布的样本有好的聚类效果^[11-13]。但是特征空间中的样本分布具有多样性。为了提高 K-means 均值聚类的普适性,采用不受结构影响的(交叉熵)特征散度内积范数来替代 K-means 聚类中的欧氏距离,重新构造该算法。同时为解决 K-means 算法易于陷入局部最优,采用了结合遗传算法,实现全局寻优。在每一代的遗传操作中,针对遗传算子操作的种群使用 K-means 进行一次局部寻优,用这一结果作为下一代种群。这种在全局优化搜索的过程中进行局部寻

优,既保证了算法的全局最优解,同时加快了算法的收敛速度。

4.1 对 K-means 中距离测度的改进

C-均值算法的特点是采用均值为作一个聚类的代表点,这只有当数据的自然分布为球状或接近于球状时,即每类中各分量的方差接近相等,才可能有好的聚类效果。如果特征空间中样本分布不是球形(近似球形),C-均值聚类算法不能得到好的聚类结果^[14]。特征空间的样本分布呈多样性,为了得到算法更好的鲁棒性,对 K-means 聚类中所采用的欧氏距离进行改进,采用不受样本空间结构影响的特征散度来度量样本矢量之间的差异,用特征散度的内积代替欧氏距离,重构 K-means 算法。有向散度也称为交叉熵^[15],可以度量两个概率论系统的间的信息量差异,本文模拟有向散度的形式,定义了一种称为特征散度的矢量,以度量两个样本在特征空间里的差异。设样本 $f = (f_1, f_2, \dots, f_n)$, $g = (g_1, g_2, \dots, g_n) \in$ 特征空间 R^T , 特征散度矢量的定义为:

$$D(f:g) = (d(f_1, g_1), d(f_2, g_2), \dots, d(f_n, g_n))^T \quad (4)$$

其中,各分量:

$$d(f_i, g_i) = f_i \ln \frac{f_i}{g_i} + g_i \ln \frac{g_i}{f_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

当样本数据特征矢量中的各元素取正值时,特征散度的各分量满足非负性和同一性(零值取在 g_i 等于 f_i 时)。特征散度不受特征空间的结构限制,普适能力较强。本文采用交叉散度的数量积取代欧氏距离。

4.2 基于特征散度图像分割遗传算法(KFGA)

本文中第二个改进方法将遗传算法(GA)和上文提出的所改进的 K-means 聚类算法进行组合成 KFGA(K-means feature divergence genetic algorithm)算法。在进行全局优化的过程中进行局部寻优,避免搜索结果限入局部最优;同时加快算法的收敛速度,并非是将 K-means 算法与遗传算法简单的组合,而是在每一次的遗传进化操作后,对种群个体进行 K-means 聚类运算,相当于一次局部寻优,让搜索结果更靠近局部值,从而加快算法的收敛速度。KFGA 算法具体实现步骤描述如下:

(1) 染色体编码

常用的编码方式有二进制编码、基于聚类划分的符号编码和基于聚类中心的浮点数编码。本文采用聚类中心浮点数编码。如将图像划分为三个部分直接对应于聚类中心的值,可初始化染色体(12,

34,56)为三个聚类中心的值。本文采用聚类中心编码方式,每个染色体是聚类中心的像素值,取值对应于灰度图像像素的范围[0,255]。

(2) 适应度函数确定

将原始图像像素表示成特征空间内的随机样本点,将分割结果中像素表示成所属类别聚类典范值,以特征散度内积范数 $\|M(x_k, \nu_i)\|$ 取代传统的欧氏距离重构 K-means 聚类分割算法。聚类测度 M 由下式计算:

$$M = \sum_{i=1}^k M_i \quad (6)$$

$$M_i = \sum_{x_j \in c_i} \|M(x_j, \nu_i)\| \quad (7)$$

适应度函数定义为 $f = 1/M$, 搜索适应度函数最大值,从而得到最小的聚类判别适应度值。

(3) 选择

因红外图像对比度差,为避免目标函数之间的相对差别小,对各个体选择概率相近,弱化遗传算法的选择功能,因此本文对目标函数进行动态线性标定:

$$F = f - f_{\min}^k + \xi^k \quad (8)$$

式中, ξ^k 为选择压力调节值,顺着迭代次数的增加而减小。 $f_{\min}^k$ 为第 K 代个体中的最小值。对适应度函数进行标定后,采用轮盘赌策略进行优良个体的选择。

(4) 交叉

本文采用单点交叉,自适应选择交叉概率 P_c 。

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f_{\max} - f)}{f_{\text{avg}} - f}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ P_{c1}, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

式中, f_{avg} 是每代种群的平均适应度值; $f_{\max}$ 表示每代种群中的最大适应度值; f 表示待变异个体的适应度值;通常 P_{c1} 取值 0.1, P_{c2} 取值 0.001。

(5) 变异

变异操作是对以一定的概率对个体基因位突变来产生新的个体。变异概率的大小关系到遗传算法的收敛性。本文采用 0.05 变异概率,生成随机概率 P_m , 当 $P_m < 0.05$, 随机产生变异位,在该位进行变异运算。

(6) 局部聚类

采用特征散度的内积替代 K-means 算法中的欧氏距离,按照式(2)重新计算聚类中心,对种群进行一次改进的 K-means 聚类,将每个像素分配给离它最近的聚类中心的类。在进行全局并行寻优搜索的过程中采用 K-means 进行局部寻优,使搜索解局部

更接近最优解,加快算法的收敛速度。

5 实验结果与分析

实验中随机产生种子个数及每个种子的基因位值。在经过多次迭代遗传操作后,优良种子得以保存进入到并进入下一代的遗传中。循环次数超过世代数或两代种子不出现改变,则迭代结束。本文应低能见度近进着陆项目要求,分割出红外图像中的机场跑道,因此,最终选取最大适应度的种子作为分割阈值,对红外图像进行分割。

实验目的是从红图像中提取机场跑道,将图像分割为目标与场景两类。分别采用本文提出的方法,和最大类间方差(OSTU)算法和常规的 K-means 均值聚类算法对同一幅红外机场跑道图像进行分割实验。图 1(a)是一张红外机场跑道图像,图 1(b)是 OSTU 算法分割的实验结果,图 1(c)是用 K-means 算法的实验结果,图 1(d)是本文算法的实验结果。从图 1(b)中可以看出,OSTU 方法在对红外图像进行分割是完全失效的。传统的 K-means 算法虽然以分割出机场跑道的大致区域,但不能得到机场的完整轮廓,且边缘模糊不清晰。从图 1(d)可以看出采用本文提出的方法分割结果更加完整、清晰,分割效果比前两种结果理想。

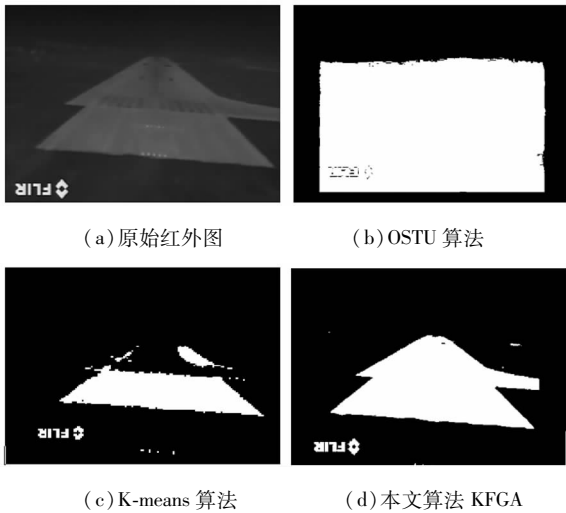


图 1 红外图像分割

表 1 中给出了 GA 算法和 KFGA 算法进行分割的时耗。KFGA 算法的速度要快于普通的 GA 算法,因此验证了该算法较强的普适性。

表 1 运算时间与阈值的收敛

Tab.1 computation time

算法	时间
GA	2.750406
KFGA	1.250103

6 结 论

红外图像中目标和背景的对比度低,边缘模糊;经典的阈值法很难得到理想的分割结果^[16]。传统的 K-均值算聚类方法使用欧氏距离作聚类的判定准则,算法鲁棒性不强。本文使用特征散度作为样本相似判定的测度,改进了算法的鲁棒性与适应性。同时采用全局寻优遗传算法搜索聚类目标函数的最小值,避免所求极值限入局部最小;同时为了改进遗传算法的收敛速度,在遗传算法每次演化操作完成后,进行一次 K-means 聚类,增加一次局部寻优;在保证极值全局化的同时加快算法的收敛速度,提高算法的运行效率。实验证明该算法对机场红外图像的分割得到了理想的结果。

参考文献:

[1] Tang Yinggan, Liu Dong, Guan Xinping. An improved fuzzy entropy method for infrared image segmentation[J]. Laser & Infrared, 2006, 36(4): 321 - 323. (in Chinese)
唐英干,刘冬,关新平. 一种改进的模糊熵红外图像分割方法[J]. 激光与红外, 2006, 36(4): 321 - 323.

[2] D A Clausi. K-means iterative fisher (KIF) unsupervised clustering algorithm applied to image texture segmentation [J]. Pattern Recogintion, 2002, 35(2002): 1959 - 1972.

[3] Yun Tingjin, Guo Yongcai, Gao Chao. Human segmentation algorithm in infrared images based on K-means clustering centers analysis [J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 35(3): 140 - 144. (in Chinese)
云廷进,郭永彩,高超. K-均值聚类中心分析法实现红外人体目标分割[J]. 光电工程, 2008, 35(3): 140 - 144.

[4] Zhou Ping. An improved genetic K-means clustering algorithm based on image segmentation [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2009, 21(3): 75 - 78. (in Chinese)
周萍. 改进的图像分割遗传 K - 均值聚类算法 [J]. 海军工程大学学报, 2009, 21(3): 75 - 78.

[5] Ujjwal Maulik, Sanghamitra Bandyopadhyay. Genetic algorithm-based clustering technique [J]. Patter Recogintion, 1999, 33(2000): 1455 - 1465.

[6] James C Bezdek, Srinivas Boggavarapu. Genetic algorithm guided clustering [C]. IEEE, 1994.

[7] Tapas Kanungo, Nathan S Netanyahu, Angela Y Wu. An efficient K-means clustering algorithm: analysis and Implementation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. July, 2002, 7(24): 881 - 893.

[8] K Krishna, M Narasimha Murty. Genetic K-means algorithm [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cy-

- bernetics-Part B, June, 1999, 29(3):433-450.
- [9] Xue Jinghao, Zhang Yupu. Pattern recognition and artificial intelligence[J]. 1998, 11(4):462-467. (in Chinese)
薛景浩, 章毓晋. 基于特征散度的图像 FCM 聚类分割[J]. 模式识别与人工智能, 1998, 11(4):462-467.
- [10] Lai Yuxia, Liu Jianping, Yang Guoxing. K-means clustering analysis based on genetic algorithm[J]. Computer Engineering, 2008, 34(20):200-202. (in Chinese)
赖玉霞, 刘建萍, 杨国青. 基于遗传算法的 K 均值聚类分析[J]. 计算机工程, 2008, 34(20):200-202.
- [11] Philippe Andrey. Selectionist relaxation: genetic algorithms applied to image segmentation[J]. Image Vision Computing, 1997, 17(1999):175-187.
- [12] P. Scheunders. A genetic c-means clustering algorithm applied to color image quantization[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(6):859-866.
- [13] Aristidis Likas, Nikos Vlassis, Jakob J Verbeek. The global K-means clustering algorithm[J]. Pattern Recognition Society, 2002, 36(2003):451-461.
- [14] Guy B Coleman, Harry C Andrews. Image segmentation by clustering[J]. Proceedings of the IEEE. May, 1979, 67:773-791.
- [15] M Singh, P Patel, D Khosla, et al. Segmentation of functional MRI by K-means clustering[J]. IEEE Transaction on Nuclear Science, June, 1996, 43(3):.
- [16] Sun Qingwei, Yan Jitao. Infrared image segmentation based on fuzzy kernel clustering using spatial constrained[J]. Laser & Infrared, 2008, 38(10):1066-1069. (in Chinese)
孙清伟, 闫继涛. 基于空间约束的模糊核聚类红外图像分割[J]. 激光与红外, 2008, 38(10):1066-1069.