

# 一种基于均值漂移和遗传算法的图像分割算法

王建, 张建伟, 陈仲恒

(四川大学 国家空管自动化系统技术重点实验室, 四川 成都 610065)

**摘要:**均值漂移算法在图像分割中有着重要的应用,考虑到图像的噪声和边缘保持等因素,提出了一种基于均值漂移的图像平滑和利用遗传算法取得直方图最大熵的图像分割算法。首先利用均值漂移算法对图像进行平滑处理,然后对平滑后的图像通过遗传算法获得在直方图最大熵时的分割阈值,均值漂移平滑后的图像不仅能很好地保持图像的边缘特征,还能有效地去除噪声,而利用遗传算法可以比较快速和准确地取得分割阈值。实验得出,文中算法能够取得较好的分割效果。

**关键词:**均值漂移;遗传算法;图像分割;最大熵

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)04-0033-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.04.008

## An Image Segmentation Algorithm Based on Mean Shift and Genetic Algorithm

WANG Jian, ZHANG Jian-wei, CHEN Zhong-heng

(National Key Laboratory of Air Traffic Control Automation System Technology,  
Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Mean shift algorithm has important applications in image segmentation, taking into account the image noise and other factors such as edge retention, present an image segmentation method based on mean shift to smooth image and genetic algorithm to obtain the histogram maximum entropy. Firstly smooth image with mean shift algorithm, then obtain the segmentation threshold under the condition of maximum entropy of the histogram through genetic algorithm based on smoothed image, the smoothed image after mean shift not only keeps the edge features, but also filters the noise effectively, applying the genetic algorithm to obtain segmentation threshold quickly and accurately. The experiment shows that the algorithm can get better segmentation effect.

**Key words:** mean shift; genetic algorithm; image segmentation; maximum entropy

## 0 引言

图像分割<sup>[1]</sup>在图像识别与图像分析中具有重要的意义。图像分割方法主要可以分为“阈值分割”、“基于边缘检测的分割”和“区域分割”<sup>[2]</sup>。阈值分割又可以分为单阈值和多阈值分割<sup>[3]</sup>,但是阈值的个数和阈值的选取<sup>[4]</sup>一直是难以克服的难题,选择合适的阈值将目标区域提取出来的过程实质上是一种优化的过程,而遗传算法因为其自身的自学习、自组织、自适应的特征以及简单、通用、鲁棒性强的特点给人们在阈值选取的过程中提供了良好的思路。文中提出的基于均值漂移和遗传算法<sup>[5]</sup>的图像分割正是以直方图的熵<sup>[6]</sup>函数作为相应的优化函数,从而找到最佳的分割阈值。

## 1 均值漂移平滑图像

噪声在图像处理中对处理的效果会产生比较大的影响,文中采用均值漂移算法对图像做平滑处理,不仅能有效地消除噪声,同时还能理想地保持边界特征。

### 1.1 均值漂移算法简介

均值漂移算法的概念最早是由 Fukunaga 等人于 1975 年在一篇关于概率密度梯度函数的估计中提出来的<sup>[7]</sup>,在 1995 年, Yizong Cheng 等在其发表的关于均值漂移算法的文献中做了改进<sup>[8]</sup>,之后 Comaniciu 等人把均值漂移算法成功地运用到图像特征空间的分析<sup>[9]</sup>。

## 1.2 均值漂移算法原理

给定  $d$  维空间  $R^d$  中的  $n$  个样本点  $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 在  $x$  点的均值漂移向量的基本形式定义为:

$$M_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (1)$$

其中,  $S_h$  是一个半径为  $h$  的高维球区域, 满足以下关系的  $y$  点的集合

$$S_h(x) \equiv \{y: (y - x)^T (y - x) \leq h^2\} \quad (2)$$

$k$  表示在这  $n$  个样本点  $x_i$  中, 有  $k$  个点落入  $S_h$  区域中。在实际计算点  $x$  的均值漂移向量时要考虑每个样本点与点  $x$  在区域  $S_h$  中的距离, 所以引入核函数的概念。

$X$  代表一个  $d$  维的欧氏空间,  $x$  是该空间中的一个点, 用一列向量表示。 $x$  的模  $\|x\|^2 = x^T x$ 。 $R$  表示实数域, 如果一个函数  $K: X \rightarrow R$  存在一个剖面函数  $k: [0, \infty] \rightarrow R$ , 即

$$K(x) = k(\|x\|^2) \quad (3)$$

并且满足:

- (1)  $k$  是非负的;
- (2)  $k$  是非增的, 即如果  $a < b$  那么  $k(a) \geq k(b)$ ;
- (3)  $k$  是分段连续的, 并且  $\int_0^\infty k(r) dr < \infty$ 。

那么, 函数  $K(x)$  就被称为核函数。在均值漂移中, 有两类核函数经常用到, 它们分别是:

单位均匀核函数:

$$F(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|x\| < 1 \\ 0 & \text{if } \|x\| \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

单位高斯核函数:

$$N(x) = e^{-\|x\|^2} \quad (5)$$

文中使用高斯核函数, 同时对每个样本  $x_i$  引入一个权重系数。

这样可以把均值漂移形式扩展为:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (6)$$

设  $k(x)$  为核函数  $K(x)$  的剖面函数, 得到相应的核密度估计为:

$$\hat{f}_{h,k}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (7)$$

核密度估计的梯度为:

$$\begin{aligned} \hat{\nabla} f_{h,k}(x) &= \nabla \hat{f}_{h,k}(x) = \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x - x_i) k\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \end{aligned} \quad (8)$$

通过梯度公式可以得到数据集中密度最大数据的分布位置。

根据式(7)可以得出均值漂移算法本质上是将目标点附近邻域中样本点的剖面函数均值作为该目标点

的概率密度估计值, 同时局部邻域的大小通过核函数的带宽  $h$  所确定。

若核函数的剖面函数  $k(x)$  在  $x \in (0, \infty]$  上除了有限个点外均连续, 那么定义剖面函数的负微分函数:

$$g(x) = -k'(x) \quad (9)$$

根据  $g(x)$  可推导出一个新的归一化核函数■

$$G(x) = C_{g,d} g(\|x\|^2) \quad (10)$$

其中  $C_{g,d}$  是归一化因子, 核函数  $K(x)$  称为核函数  $G(x)$  的阴影函数, 使用该核的多变量核密度估计为: ■

$$\hat{f}_G(x) = \frac{C_{g,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (11)$$

将式(9)带入式(8), 则有式(12)

$$\begin{aligned} \hat{\nabla} f_{h,k}(x) &= \nabla \hat{f}_{h,k}(x) = \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x - x_i) k\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) = \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x_i - x) g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) = \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \left( \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right) \left( \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \right) \end{aligned} \quad (12)$$

假设式(12)中  $\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)$  不为 0, 则将均值漂移向量定义为

$$M_{h,G(x)} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \quad (13)$$

假设

$$m_{h,G(x)} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (14)$$

给定一个初始点  $x$ , 核函数  $G(X)$ , 容许误差  $\varepsilon$ , 均值漂移算法循环地执行下面三步, 直至结束条件满足:

- (1) 计算  $m_{h,G(x)}$ ;
- (2) 把  $m_{h,G(x)}$  赋给  $x$ ;
- (3) 如果  $\|m_{h,G(x)} - x\| < \varepsilon$ , 结束循环; 若不然, 继续执行(1)。

由(13)式知道,  $m_{h,G(x)} = M_{h,G(x)} + x$ , 因此上面的步骤也就是不断地沿着概率密度的梯度方向移动, 同时步长不仅与梯度的大小有关, 也与该点的概率密度有关。在密度大的地方, 更接近要找的概率密度的峰值, 均值漂移算法使得移动的步长小一些; 相反, 在密度小的地方, 移动的步长就大一些。在满足一定条件下, 该

算法一定会收敛到该点附近的峰值。用  $\{y_j\}$ ,  $j = 1, 2, \dots$  来表示该算法中移动点的痕迹,由(14)式可得出均值漂移的迭代公式:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (15)$$

### 1.3 用均值漂移算法平滑图像

一幅图像可以用一个具有  $p$  维矢量的二维网格来表示。将图像的空间信息和色彩信息组成一个  $p + 2$  维的向量  $x = (x^s, x^r)$ , 其中  $x^s$  表示网格点的坐标,  $x^r$  代表网格点  $p$  维向量特征。

用核函数  $K_{h_s, h_r}$  来估计  $x$  的分布,  $K_{h_s, h_r}$  具有如下形式

$$K_{h_s, h_r} = \frac{C}{h_s^2 h_r^p} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (16)$$

分别用  $x_i$  表示原图像,  $z_i$  表示平滑以后的图像, 其中  $i = 1, 2, \dots, n$ , 平滑的过程如下:

对每一个像素点

(1) 初始化  $j = 1$ , 并且使  $y_{i,1} = x_i$ ;

(2) 运用均值漂移算法计算  $y_{i,j+1}$ , 直到收敛。记收敛后的值为  $y_{i,c}$ ;

(3) 赋值  $z_i = (x_{i,c}^s, y_{i,c}^r)$ 。

## 2 直方图最大熵

直方图最大熵是使用特定灰度阈值将目标从图像中提取出来, 1980 年 Pun T 提出了灰度直方图熵的图像分割算法<sup>[10]</sup>, Kapur J 等人又发展了他的方法<sup>[11]</sup>。文中的直方图熵法是基于 Kapur J 等人的方法。

令  $f_1, f_2, \dots, f_n$  是灰度级为  $i$  的像素数,  $M$  是总的像素数,  $p_1, p_2, \dots, p_n$  为各灰度级的概率分布, 则有  $p_i = \frac{f_i}{M}$ , 令

$$P_s = \sum_{i=1}^s p_i \quad (17)$$

### 2.1 单阈值图像分割

假设灰度值  $S$  为目标与背景的分割阈值, 则目标与背景相关的概率分布的熵分别为

$$H(O) = \lg P_s + \frac{H_s}{P_s} \quad (18)$$

$$H(B) = \lg(1 - P_s) + \frac{H_n - H_s}{1 - P_s} \quad (19)$$

其中,  $H_s = -\sum_{i=1}^s p_i \lg p_i$ ;  $H_n = -\sum_{i=1}^n p_i \lg p_i$ 。

直方图总熵为:

$$Y(S) = H(O) + H(B) = \lg P_s(1 - P_s) + \frac{H_s}{P_s} +$$

$$\frac{H_n - H_s}{1 - P_s} \quad (20)$$

当  $Y(S)$  取得最大值时, 说明此时能够获得图像中目标和背景最多的信息量, 灰度值  $S$  就是所求的阈值。

### 2.2 多阈值图像分割

如果图像背景上有多个目标物体, 则相应的灰度直方图有多个波峰, 此时需要多个阈值才能将目标提取出来, 根据单阈值的熵公式可以得出, 多阈值的情况下, 直方图总熵为:

$$Y(S_1, S_2, \dots, S_n) = \lg\left(\sum_{i=1}^{S_1} p_i\right) + \lg\left(\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i\right) + \dots + \lg\left(\sum_{i=S_{n-1}+1}^{S_n} p_i\right) - \frac{\sum_{i=1}^{S_1} p_i \lg p_i}{\sum_{i=1}^{S_1} p_i} - \frac{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i \lg p_i}{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i} - \dots - \frac{\sum_{i=S_{n-1}+1}^{S_n} p_i \lg p_i}{\sum_{i=S_{n-1}+1}^{S_n} p_i} \quad (21)$$

文中采用双阈值进行图像分割, 相应的直方图总熵为:

$$Y(S_1, S_2) = \lg\left(\sum_{i=1}^{S_1} p_i\right) + \lg\left(\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i\right) - \frac{\sum_{i=1}^{S_1} p_i \lg p_i}{\sum_{i=1}^{S_1} p_i} - \frac{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i \lg p_i}{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i} \quad (22)$$

其中,  $S_1, S_2$  即为最后所求的分割阈值。

## 3 遗传算法实现最大熵阈值法图像分割

### 3.1 遗传算法原理

遗传算法是由美国的 John Holland 教授于 1962 年提出的一类仿生型优化算法<sup>[12]</sup>, 遗传算法在搜索过程中利用仿生学的手段通过选择、交叉、变异等遗传操作使得个体之间相互交流信息, 群体不断进化直到最后出现最优解。

### 3.2 具体操作步骤

1) 初始化遗传算法的运行参数和确定编码方案。

基本遗传算法需要预先设定 4 个参数, 分别为种群大小  $M$ 、进化代数  $T$ 、交叉概率  $P_c$ 、变异概率  $P_m$ , 文中给定初始值分别为  $M = 20$ ,  $T = 100$ ,  $P_c = 0.8$ ,  $P_m = 0.03$ 。

由于最终是对灰度图像进行处理并且处理的图像灰度级大部分为 256 级, 即灰度值的范围是 0 ~ 255, 又因为文中采用双阈值进行图像分割, 因此确定编码为 16 位的二进制码, 每个阈值为 8 位。

2) 确定适应度函数。

适应度是用来评价个体的优劣程度, 个体越好适应度越大, 个体越差适应度越小, 通过确定相应的适应

度函数来对个体进行选择,使适应度高的个体保留下来。将待求解的目标函数即式(21)当成遗传算法的适应度函数,以此来求得分割的阈值。

3)遗传算法的基本操作:选择、交叉、变异。

经典遗传算法中常采用轮盘赌的选择方法,每个个体的适应度除以种群所有个体的适应度的总和得到每个个体的相对适应度,相对适应度越大说明被选中的概率越大。

交叉也叫重组,是指对两个相互配对的染色体按某种方式相互交换其部分基因,从而形成两个新的个体。交叉率越高,群体中个体的更新就越快,但是若交叉率太高,遗传算法就变成了随机搜索,失去了遗传算法的优越性,交叉率越低群体的进化得不到保证,很难收敛到最优解。文中选择的交叉概率为  $P_c=0.8$ 。

变异是以较小的概率对个体编码串上的某个或某些位值进行改变以此产生新的个体。遗传算法中所谓的变异运算,是指将个体染色体编码串中的某些基因座上的基因值用该基因座的其他等位基因来替换,从而形成一个新的个体。变异能够增加群体的多样性,避免早熟现象,但是变异率不能选择的太大,否则会破坏已有的优秀个体,文中选择变异概率为  $P_m=0.03$ 。

4)遗传算法终止。

当遗传代数达到设定的初始值即 100 时,算法终止。

4 实验仿真结果分析

文中算法模型的建立和编程实现是在 Matlab7.11 的环境下进行的。

首先对没有噪声的图像进行仿真,得到仿真结果如图 1~图 3 所示。

从对比图可以看出,直接用遗传算法对原始图像进行分割,草地的纹理还是比较清晰的,而采用文中的分割算法,有效地消除了草地和天空的纹理信息,取得了满意的分割效果。

接下来对含有噪声的图像进行仿真实验,实验结果如图 4~图 6 所示。



图 1 不含噪声的原始图像



图 2 直接利用遗传算法分割



图 3 文中算法分割结果



图 4 包含噪声的原始图像



图 5 直接利用遗传算法分割



图 6 文中算法分割结果



从实验结果可以看出,文中算法不仅能很好地保持图像的边缘特征,而且在去除噪声方面也能取得不错的分割效果。

5 结束语

文中提出了一种基于均值漂移和遗传算法相结合的新方法进行图像分割,详细介绍了均值漂移平滑图像的原理,通过调整  $h_s, h_r$  的值来平滑图像,然后通过遗传算法求出取得平滑图像的直方图最大熵时的阈值,通过与其他方法的比较可以得出,该方法对有噪声和无噪声的图像分割都能取得比较好的分割效果。

参考文献:

[1] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 第2版. 北京:电子工业出版社,2006.

[2] 何东健. 数字图像处理[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2003.

[3] 李俊山,李旭辉. 数字图像处理[M]. 北京:清华大学出版社,2007.

[4] 景晓军,蔡安妮,孙景鳌. 一种基于二维最大类间方差的图像分割算法[J]. 通讯学报,2001,22(4):71-76.

[5] 玄光男,程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京:清华大

(上接第32页)

操作系统将显得越来越重要,微内核操作系统已经成为嵌入式领域的研究热点。目前微内核的研究方向正逐渐从以前的如何提高内核效率转向内核的安全性,随着嵌入式系统在人们日常生活中逐渐普及,安全性将显得越来越重要,基于安全的微内核研究将会成为新的研究热点。

参考文献:

[1] 刘啸滨,郭 兵,沈 艳,等. 基于 ARM 处理器的嵌入式软件能耗统计模型[J]. 电子科技大学学报,2012,41(5):770-774.

[2] 邓 昀,程小辉,王新政. 微内核结构嵌入式实时操作系统的研究与设计[J]. 微电子学与计算机,2012,29(10):133-139.

[3] Liedtke J. Towards real microkernels[J]. Communications of the ACM,1996,39(9):70-77.

[4] Setapa S,Isa M A M,Abdullah N, et al. Trusted computing based microkernel[C]//Proc of international conference on computer application & industrial electronic. [s. l.]:[s. n. ], 2010:83-88.

[5] 陈少波. 一个微内核操作系统中进程管理的实现[J]. 制造

学出版社,2005.

[6] 张爱华,余胜生,周敬利. 一种二维直方图阈值化图像分割的后处理方法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2002,30(10):59-61.

[7] Fukunaga K,Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function,with applications in pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1975,21(1):32-40.

[8] Chen Yizong. Mean shift,mode seeking,and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1995,17(8):790-799.

[9] Comaniciu D,Meer P. Mean shift:A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(5):603-619.

[10] Pun T. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Signal Processing,1980,2(3):223-237.

[11] Kapur J N,Sahoo P K,Wong A K C. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision,Graphics and Image Processing,1985,29(3):273-285.

[12] Holand J H. Adaptation in natural and artificial system[M]. Michigan:The University of Michigan Press,1975.

业自动化,2012,34(1):70-73.

[6] Jochen L. Improving IPC by kernel design[C]//Proc of 14th ACM symposium on operating system principles. Asheville, NC,USA:[s. n. ],1993:175-188.

[7] 王宽卿. 微内核进程间通信的研究[D]. 杭州:浙江大学,2010.

[8] Team L. L4 experimental kernel reference manual version X.2 [D]. Karlsruhe:Universität Karlsruhe,2011.

[9] L4ka Team. L4ka:Pistaciosource code 0.4[EB/OL]. [2012-04]. <http://www.l4ka.org/96.php>.

[10] Sewell T,Winwood S,Gammie P,et al. seL4 enforces integrity [C]//Proc of 2nd international conference on interactive theorem proving. Heidelberg, Berlin:Springer-Verlag,2011:325-340.

[11] 钱振江,刘 苇,黄 皓. 操作系统形式化设计与验证综述[J]. 计算机工程,2012,38(11):234-238.

[12] Bernard B,Heiser G. Correct,fast,maintainable:Choose any three! [C]//Proceedings of the Asia-Pacific workshop on systems. New York,NY,USA:ACM,2012.

[13] 邱 霆. 基于微内核的地址空间架构的研究[D]. 杭州:浙江工业大学,2008.

[14] 包海超,杨根庆,李华旺. 小卫星星载软件微内核的设计[J]. 计算机工程,2008,34(9):81-82.

一种基于均值漂移和遗传算法的图像分割算法

作者：[王建](#)，[张建伟](#)，[陈仲恒](#)，[WANG Jian](#)，[ZHANG Jian-wei](#)，[CHEN Zhong-heng](#)  
作者单位：[四川大学 国家空管自动化系统技术重点实验室](#), [四川 成都](#), 610065  
刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：

Computer Technology and Development

ISTIC

年，卷(期)：

2014(4)

本文链接：[http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfz201404008.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201404008.aspx)