

文章编号 1004-924X(2009)07-1665-07

# 应用聚类和分形实现复杂背景下的扩展目标分割

张坤华, 杨 烜

(深圳大学 信息工程学院, 广东 深圳 518060)

**摘要:**将 K-均值聚类方法与分形理论相结合,提出了一种分两个阶段对扩展目标进行分割的方法。在预分割阶段,运用粗糙集理论求取初始聚类中心,在 K-均值聚类分割和区域连通的基础上,检测图像边缘并进行边界跟踪,对于获得的目标和背景团块根据扩展目标特性确定目标潜在区域。在进一步分割阶段,给出图像分维数随尺度变化的函数,利用自适应阈值,根据分形理论的尺度不变性进一步抑制预分割结果中的自然背景,并运用形态学开运算消除背景粘连。实验表明该方法能有效并可靠地实现复杂背景下扩展目标的精确分割,分割出的扩展目标轮廓细节保持良好。

**关键词:**图像分割;扩展目标;K-均值聚类;分形;粗糙集

中图分类号:TP391 文献标识码:A

## Segmentation for extended target in complex backgrounds based on clustering and fractal

ZHANG Kun-hua, YANG Xuan

(College of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

**Abstract:** A new segmentation algorithm which was divided into two steps was proposed for an extended target in complex backgrounds by utilizing the K-means clustering and fractal theory. Firstly, the K-means clustering algorithm was improved by using the rough set theory to determine initial cluster centroids. On the basis of K-means clustering segmentation and region connection, the edges of the target and backgrounds were extracted accurately and intactly. After boundary tracking, the potential target regions were detected according to the characteristics of the extended target. Secondly, by giving the function of a fractal dimension changing with the scale, the natural backgrounds in potential target regions were removed by the fractal scale invariance. Then, the background conglutination was eliminated by a mathematical morphology method. The experimental results indicate that the algorithm can segment the extended target in complex backgrounds correctly and reliably, and the segmented target reserves a good contour.

**Key words:** image segmentation; extended target; K-means clustering; fractal; rough set

收稿日期:2008-08-15;修订日期:2008-10-09.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60572101);深圳大学科研启动基金资助项目(No. 200745);国家重点实验室基金资助项目(No. 51483040105QT5118);深圳市科技计划基金资助项目

## 1 引言

扩展目标具有外形复杂, 占视场面积大, 表面灰度不均匀等特性。当扩展目标处于复杂背景下时, 目标和背景存在灰度级交叉重叠, 使得一般的基于区域阈值的分割方法无法运用。此外, 由于扩展目标和复杂背景的边缘轮廓可能相连交错, 要从错综复杂的图像边缘中区分出目标边界非常困难。所以, 复杂背景下的扩展目标分割一直是光电探测、目标识别与跟踪领域的难题。目前, 针对扩展目标的分割出现了为数不多的一些方法, 文献[1]和文献[2]中分别运用脉冲耦合神经网络(PCNN)和多尺度小波(MW)实现扩展目标的分割, 但 PCNN 和 MW 算法复杂, 计算量很大。文献[3]中运用双尺度分维数进行背景抑制和目标分割, 但由于复杂背景和扩展目标的分维数存在交叠, 仅靠分维数来抑制背景是不够稳健的。本文根据扩展目标的特性, 结合 K-均值聚类和分形, 分两阶段进行复杂背景下的扩展目标分割。在预分割阶段引入粗糙集理论以提高 K-均值聚类的效率和分割精度, 在区域连通和边界提取的基础上, 根据扩展目标的特性确定目标潜在区域。进一步分割中, 给出分维数随尺度变化的函数, 运用分形理论的尺度不变性剔除预分割结果中的自然背景, 实现复杂背景下扩展目标的可靠和精确分割。

## 2 基于粗糙集的 K-均值聚类预分割

假设像素的灰度值为  $x_l (l=0, \dots, 255)$ ,  $P_{ij}$  表示在第  $i$  次迭代后赋给第  $j$  类的像素集合,  $u_{ij}$  表示该集合的均值, K-均值聚类分割算法的目标是使下式达到最小,

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in P_{ij}} \|x_l - u_{(i+1)j}\|^2. \quad (1)$$

具体计算时, 首先选取  $K$  个像素点作为初始聚类中心, 计算各像素到聚类中心的距离, 把它们归到距离最近的那个聚类中心所在的类。对调整后的新类计算其聚类中心, 如此迭代直到相邻两次的聚类中心没有变化, 说明算法收敛, 分割完成。

一般地, 上述算法是在图像中随机选取  $K$  个像素作为初始聚类中心, 但由于 K-均值聚类极易受初始聚类中心的影响, 如果选取不合理, 将会增加运算的复杂程度, 并使聚类陷入局部最优解而得到不合理的结果。因此, 出现了许多初始聚类中心的选取方法<sup>[4-6]</sup>。为提高聚类分割的效率和精度, 本文运用粗糙集理论的近似分类功能求取初始聚类中心的个数和均值<sup>[7]</sup>。粗糙集作为一种新的处理模糊和不确定知识的数学工具, 其主要思想是在保持分类能力不变的情况下, 通过知识约简, 导出问题的决策和分类规则<sup>[8]</sup>。将一幅图像所表达的信息作为一个知识系统, 其像素的灰度值差定义为条件属性, 如果两个像素灰度值差小于类间距  $H_1$ , 则两个像素属于等价类, 可以合并, 即有

$$R = \{x \mid |x_m - x_n| < H_1\} (m, n=0, 1, \dots, 255), \quad (2)$$

$R$  称为等价关系。

首先要确定间距  $H_1$ 。本文根据图像灰度直方图得到灰度值分布范围, 并由此求出灰度级数  $L$ 。将灰度级内像素个数最多的灰度值定义为中心点, 计算  $L$  个中心点的两两间距, 若最小间距小于  $H_1$ , 则将相应中心点合并, 并将两点的算术平均值作为该中心点的值, 重复进行直到所有中心点的两两间距均大于  $H_1$ 。此时中心点的个数和数值就是 K-均值聚类所需要的初始聚类中心的个数和均值。基于粗糙集理论的 K-均值聚类分割具体步骤如下:

(1) 由粗糙集理论得到初始聚类中心的  $K$  个均值  $u_{01}, u_{02}, \dots, u_{0k}$ ;

(2) 在第  $i$  次迭代时, 考察每个像素, 计算其与每个聚类中心的距离, 并将其赋给距离它最近的类, 即  $H_2 = \min\{\|x_l - u_{ij}\|, j=1, 2, 3, \dots, k\}$ , 则  $x_l \in P_{ij}$ };

(3) 对于  $j=1, 2, 3, \dots, k$ , 计算新的聚类中心, 更新类的均值取  $u_{(i+1)j} = \sum_{x_l \in P_{ij}} x_l / N_j$ , 其中  $N_j$  是  $P_{ij}$  中的像素个数;

(4) 遍历所有像素, 如果对于  $j=1, 2, 3, \dots, k$ , 都有  $u_{ij} = u_{(i+1)j}$ , 则算法收敛, 否则返回(2)继续下一次迭代。

本文分割的是扩展目标,由于目标表面灰度不均匀,K-均值聚类的结果可能会出现目标区域割裂的情况,为此,对聚类分割后的图像运用数学形态学的闭运算进行区域连通。在此基础上,为剔除大部分背景,确定目标所在区域范围,利用扩展目标紧致、占视场面积大、外形轮廓复杂等特性,运用 Sobel 算子提取图像边缘并进行边界跟踪<sup>[9]</sup>,以获得目标和背景各区域的封闭边界。保留面积最大的几个团块作为进一步分割的候选区域。

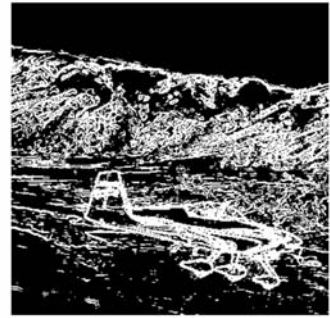
值得注意的是,由于图像边缘的检测建立在K-均值聚类分割和区域连通的基础上,所以不但保证了能够正确、完整地提取目标和背景边缘,还舍去了那些杂乱无用的细小边缘,确保了进一步分割的精度。对于原始图像(图 1(a)),运用本文方法检测边缘如图 1(b)所示。图 1(c)是直接应用 Sobel 算子检测的边缘,其在检测出目标和背景边缘的同时检测出了大量杂乱细小的边缘,这对后期的进一步分割会带来困难。图 1(d)是应用 Canny 算子检测的图像边缘,可以看到目标和背景的边缘提取不完整,存在断裂。



(a) 原始图像  
(a) Original image



(b) 本文方法的边缘提取  
(b) Edge detection by proposed method



(c) Sobel 算子的边缘提取  
(c) Edge detection by Sobel



(d) Canny 算子的边缘提取  
(d) Edge detection by Canny

图 1 边缘提取比较

Fig. 1 Comparison of edge detections

### 3 基于分形尺度不变性的进一步分割

预分割结果所保留的区域中可能包含有复杂的自然景物团块,区分自然场景和人造目标的一种有效手段就是分形理论。Pentland<sup>[10]</sup>证明了大多数自然景物的表面所映射成的灰度图像是在一定尺度范围内满足各向同性的分形表面,具有分形空间统计意义下的自相似性和尺度不变性。而人造目标不满足分形特性,其分形参数是随尺度变化显著变化的。利用这种差异可以实现对自然景物中人造目标的分割。对于分形曲面,根据 Richardson 定律有

$$A(\epsilon) = K\epsilon^{2-D}, \quad (3)$$

其中, $A(\epsilon)$ 是尺度 $\epsilon$ 下的测度特征值。对于灰度图像, $A(\epsilon)$ 为灰度表面面积, $K$ 为面积度量, $D$ 为分维数。其中分维数 $D$ 反映了图像表面的粗糙程度,是分形模型的重要特征之一。根据分维数随尺度的变化情况,对图像预分割所保留的区域

进行进一步检测,以剔除自然背景团块。对式(3)两端取对数,有

$$\log A(\epsilon) = (2-D)\log \epsilon + \log K, \quad (4)$$

式(4)表示  $\log A(\epsilon) - \log \epsilon$  坐标系下的一条直线。采用“地毯覆盖法”<sup>[11]</sup>估计不同尺度下局部图像灰度表面积测度  $A(i, j, \epsilon)$ , 其中  $(i, j)$  为像素点坐标。利用点对  $[\log A(i, j, \epsilon), \log \epsilon]$ , 通过最小二乘法拟合式(4)直线, 计算斜率  $K(i, j, \epsilon)$ , 从而获得分维数  $D(i, j, \epsilon) = 2 - K(i, j, \epsilon)$ 。分维数随尺度的变化函数由下式给出,

$$G(i, j) = \sum_{\epsilon=2}^n |D(i, j, \epsilon) - \overline{D(i, j)}|, \quad (5)$$

其中,  $\overline{D(i, j)} = \frac{1}{n-1} \sum_{\epsilon=2}^n D(i, j, \epsilon)$ 。

由于存在无标度空间, 式中尺度范围  $\epsilon$  从 2 取到  $n$ , 本文取  $n=7$ 。G 值反映了分维数随尺度变化的情况。自然景物的分维数在一定尺度范围内保持相对稳定, 故 G 值较小; 人造目标的分维数随尺度发生显著变化, G 值较大。计算原始图像各像素点处  $G(i, j)$  值得到分形标记图, 并与预分割结果进行比对, 在预分割保留的几个候选区域中考察各像素的 G 值, 给定阈值

$$T = b \max G(i, j), (i, j) \in \text{预分割保留区域}, \quad (6)$$

其中,  $b$  为常数, 且  $0.5 < b < 1$ 。在候选区域中剔除那些  $G(i, j) < T$  的像素占大部分的区域, 即剔除复杂的自然背景团块, 使背景得到进一步抑制, 从而实现复杂背景下扩展目标的分割。

由于目标和背景的双重复杂性, 使得分割的扩展目标可能会粘连少量背景。为此, 可对分割得到的目标团块进行种子填充后用数学形态学的开运算来消除细小部分, 分离出粘连背景。

## 4 实验与分析

对实际复杂背景下的扩展目标运用本文算法进行分割, 部分实验结果如图 2 和图 3 所示。原始图像图 2(a) 中, 地面多目标坦克和装甲车, 背景树木、草丛、山峦都具有不均匀的灰度及复杂外形, 并且目标与背景的灰度重叠较严重。图 2(b) 为基于粗糙集的 K-均值聚类分割结果, 初始类的个数为 10。对图 2(b) 运用闭运算连通区域, 之后进行边界提取及跟踪, 保留面积最大的几个团块实现预分割, 结果如图 2(c) 所示。计算原始图像



(a) 原始图像  
(a) Original image



(b) 基于粗糙集 K-均值聚类  
(b) K-means clustering based on rough set



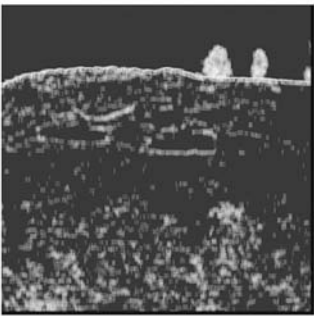
(c) 预分割结果  
(c) Preliminary segmentation result



(d) 二值化分形标记图  
(d) Binary fractal map image



(e) 最终分割结果  
(e) Final segmentation result



(f) 分维数分割结果  
(f) Segmentation result by single fractal dimension



(g) Otsu 分割结果  
(g) Segmentation result by Otsu

图 2 复杂背景下地面扩展目标分割

Fig. 2 Segmentation of extended ground targets in complex background

各像素点  $G$  值,二值化分形标记图如图 2(d) 所示。将其与预分割结果进行比对,剔除自然景物占大多数的团块分割出目标,种子填充后开运算结果如图 2(e)。图 3 是运用本文算法对图 1(a) 中表面灰度变化非常剧烈,外形非常复杂的空中目标进行分割的结果,其中  $K$ -均值聚类分割初始

类的个数为 6。从图 1(b) 可以看到目标尾部和背景边缘有少量相连,这会导致分割的目标有小部分背景粘连,为此,对分割的目标进行种子填充再运用形态学开运算消除背景粘连,得到最终分割结果如图 3(a) 所示。从实验结果可见,运用本文算法,不但能正确地复杂背景中分割出来扩展目标,并且很好地保持了轮廓细节。



(a) 本文算法分割结果  
(a) Segmentation result by proposed method



(b) 分维数分割结果  
(b) Segmentation result by single fractal dimension



(c) Otsu 分割结果  
(c) Segmentation result by Otsu

图 3 对图 1(a) 复杂背景下空中扩展目标分割  
Fig. 3 Segmentation of aerial extended target in Fig. 1(a)

与本文方法进行比较,图 2(f)和图 3(b)是运用单一分维数特征进行分割的结果。可以看到由于背景和目标在分维数特征上存在交叠,分割的结果不但包括目标,也包括部分背景。图 2(g)和图 3(c)为 Otsu 方法分割结果,由于目标和背景灰度不均匀且存在交错,运用阈值法无法正确地分割出目标。

## 5 结 论

本文将 K-均值聚类方法与分形理论相结合,

实现了复杂背景下扩展目标的分割。其中,运用粗糙集理论确定初始聚类中心,提高了聚类的效率和精度;基于 K-均值聚类和区域连通的边缘提取,保证了目标和背景边缘提取的正确性和完整性。在此基础上,根据扩展目标特性确定目标潜在区域实现预分割。最后,利用分形理论的尺度不变性进一步抑制预分割结果中的自然背景,保证了分割的可靠性和精确性。该方法对复杂背景的抑制比较彻底,并很好地保持了目标的轮廓细节。

## 参考文献:

- [1] 彭真明,蒋彪,肖峻. 基于脉冲耦合神经网络的空中扩展目标检测 [J]. *强激光与粒子束*, 2007, 19(12): 2011-2016.  
PENG ZH M, JIANG B, XIAO J. Aerial extended target detection based on unit-linking pulse coupled neural networks [J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2007, 19(12): 2011-2016. (in Chinese)
- [2] 孔刚,张启衡. 复杂背景下扩展目标多尺度小波分割策略 [J]. *光电子·激光*, 2004, 15(2): 216-220.  
KONG G, ZHANG Q H. Mutiscale wavelet based segmentation of extended target in complex environment [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2004, 15(2): 216-220. (in Chinese)
- [3] 宿丁,张启衡,谢盛华. 复杂背景下扩展目标双尺度分形分割算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2006, 27(6): 2103-2106.  
SU D, ZHANG Q H, XIE SH H. Double-scale fractal segmentation for extended target in complex background [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(6): 2103-2106. (in Chinese)
- [4] 刘韬,蔡淑琴,曹丰文,等. 基于距离浓度的 K-均值聚类算法 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2007, 35(10): 50-52.  
LIU T, CAI SH Q, CAO F W, et al.. K-means clustering algorithm based on distance concentration [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology · Nature Science*, 2007, 35(10): 50-52. (in Chinese)
- [5] 刘艳丽,刘希. 一种基于密度的 K-均值算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(32): 153-155.  
LIU Y L, LIU X. K-means clustering algorithm based on density [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(32): 153-155. (in Chinese)
- [6] 边肇祺,张学工. 模式识别 [M]. 北京:清华大学出版社, 2000.  
BIAN ZH Q, ZHANG X G. *Pattern Recognition* [M]. Beijing: Qinghua University Press, 2000. (in Chinese)
- [7] 邵锐,巫兆聪,钟世明. 基于粗糙集的 K-均值聚类算法在图像分割中的应用 [J]. *测绘信息与工程*, 2005, 30(5): 1-2.  
SHAO R, WU ZH C, ZHONG SH M. Application of rough sets and k-means clustering to image segmentation [J]. *Journal Geomatics*, 2005, 30(5): 1-2. (in Chinese)
- [8] 王国胤. 粗糙集理论与知识获取 [M]. 西安:西安交通大学出版社, 2001.  
WANG G Y. *Rough Set Theory and Knowledge Acquisition* [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University press, 2001. (in Chinese)
- [9] 史册. 对一种快速边缘跟踪算法的讨论 [J]. *小型微型计算机系统*, 2002, 12(6): 641-645.  
SHI C. A discussion of a fast algorithm for boundary tracking [J]. *Minicomputer System*, 2002, 12(6): 641-645. (in Chinese)

[10] PENTLAND A. Fractal-based description of natural scenes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, 6(6): 661-674.

[11] PELEG S. Multiple resolution texture analysis and classification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, 6(4): 518-523.

#### 作者简介:



张坤华(1973—),女,四川绵竹人,博士,讲师,2003年于中科院光电技术研究所获得博士学位;主要从事图像处理、模式识别、目标检测与跟踪、信号处理等方面的研究。E-mail: zhang\_kh@szu.edu.cn



杨 焜(1969—),女,陕西西安人,博士,教授,1998年于西安交通大学获得博士学位,2001年于西安电子科技大学博士后出站,主要从事图像处理、数据融合、信号处理等方面的研究。E-mail: xyang0520@263.net

#### ●下期预告

## 具有力感知功能的四臂式 MEMS 微夹持器研制

陈 涛<sup>1</sup>,陈立国<sup>1</sup>,孙立宁<sup>1</sup>,邵 兵<sup>1</sup>,李昕欣<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 机器人研究所,黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 中国科学院上海微系统与信息技术研究所 传感技术国家重点联合实验室,上海 200050)

为了解决夹持器小型集成化、夹持力可控的问题,采用体硅加工技术成功地研制了一种基于单晶硅的、具有微力检测功能的新型四臂式 MEMS 微夹持器。以压阻检测技术为基础,利用 MEMS 侧面压阻刻蚀工艺将力传感器集成在微夹持器的夹持臂末端,实现夹持力的微力检测。采用有限元软件对微夹持器机构和传感器弹性体进行分析。S 型柔性梁结构的设计将梳齿驱动的直线运动转化为夹持臂末端的转动,结合四臂式的末段结构,有效地扩展了夹持器的夹持范围。利用硅玻璃键合技术实现夹持臂的电隔离,通过施加 80 V 电压,夹持臂的单臂运动范围为 25  $\mu\text{m}$ ,夹持器的夹持范围为 30~130  $\mu\text{m}$ 。实验标定出传感器的最大量程在 1 mN 以上,分辨率为 3  $\mu\text{N}$ ,可以实现夹持力的有效反馈。