

# 基于吸引子的图像分割新方法的研究

郑肇葆<sup>1</sup>

(1 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

**摘要:**提出了一个“边界点”的新概念,并引用正态分布中大于 3 倍标准差的事件为小概率事件,作为图像分割中边界点“捡起”或“卸下”的依据。与其他方法相比,能使“捡起”、“卸下”的决策计算大大简化。通过对两幅航空影像的分割实验表明,新方法的分割效果是好的,是一个很有实用潜力的图像分割方法。

**关键词:**图像分割;吸引子;边界点

**中图法分类号:**P237.3

几十年来,图像分割的研究都是人们关注的问题,因为它是图像分类、图像解译的基础。各种图像分割方法在应用中有其局限性,特别是用于分割的一些参数或阈值的设定不能自适应或自动化,当前的研究正向这个方向努力。

在仿真学研究中,人们高度重视自然界中许多动物在生存进化过程中的自适应性,如鸟群、鱼群、蚂蚁、蜜蜂甚至单细胞的微生物的“趋化性”<sup>[8]</sup>表现出自组织、群智能的行为已在许多方面得到广泛应用<sup>[1-4]</sup>。以蚂蚁清扫蚁穴的行为为例,在清扫过程中,蚂蚁将蚁穴内的食物、尸体、幼虫从蚁穴中捡出来堆放成三堆,这种将同类、同性质的目标(或对象)自动地分别堆放的行为已引用在目标聚类中,取得较好的效果。因为同类目标聚类与同性质影像聚类具有相同性质,所以本文将蚂蚁自动聚类的行为引用到图像分割中,提出了一种自适应强的简单吸引子图像分割方法。

## 1 基于“吸引子”的聚类方法

基于“吸引子”的聚类方法是 Li 等人在 2004 年提出的<sup>[1]</sup>,他们定义“吸引子”是个数据集,是把具有相似性的项目作一个整体集合。这个集合能吸引蚂蚁将携带与自己相似的项目卸下来;亦可以驱使蚂蚁将一个集合中与自己不相似的项目捡起来。经过多次捡起、卸下的操作,使得每个不同的聚类集合中不再有需要捡起,卸下的操作为止,

这时已完成数据的聚类。这是 Li 的吸引子聚类的基本思想。这种聚类方法的关键是捡起、卸下准则的确定。

### 1.1 捡起概率 $P_p$ 和卸下概率 $P_d$

文献[2]中列出一只蚂蚁捡起(pick up)一个项目概率  $p_p$  和卸下(drop down)一个项目的概率  $p_d$  为:

$$p_p = \left( \frac{k_1}{k_1 + f} \right)^2 \quad (1)$$

$$p_d = \left( \frac{f}{k_2 + f} \right)^2 \quad (2)$$

式中,  $f$  是蚂蚁携带(或捡起)项目与吸引子的相似度;  $k_1$  和  $k_2$  是设定的两个阈值常数。

当  $f \ll k_1$ , 则  $p_p \approx 1$ , 蚂蚁捡起一个项目的可能性很大;反之  $f \gg k_1$ , 则  $p_p \approx 0$ , 捡起一个项目的可能性很小。类似地,  $f \gg k_2$ ,  $p_d \approx 1$ , 卸下一个项目的可能性很大;反之,  $f \ll k_2$ ,  $p_d \approx 0$ , 卸下一个项目的可能性很小。

为了达到捡起或卸下一个项目的目的,对  $p_p$  和  $p_d$  设定一个阈值。在文献[1,2]中就是这样做的。从以上说明中可见,利用式(1)、式(2)执行捡起或卸下操作需要计算或设定以下变量或参数:相似度  $f$ ;  $k_1$  和  $k_2$  参数设定;  $p_p$  和  $p_d$  阈值设定。这些参数和变量的确定都不是容易的。针对这种情况,本文提出了一个简易吸引子的图像分割方法。

### 1.2 简易吸引子的图像分割方法

“简易吸引子的图像分割方法”(简称“本文方法”)。其基本思想是使用影像灰度、分形维、影像

能量等 3 个特征。分别用 3 个特征制作 3 个直方图,按频数将图像划分为 3 幅频数近似相等的子图像(对使用的一个特征而言),作为该图像的 3 个初始分割。因为在图像中有聚类的影像集团,所以产生对它近邻的吸引,这是本文方法的前题。用 3 个初始分割的图像,分别计算它们的均值和标准差,计算每个像元特征值与相应特征均值的较差,差值大于 3 倍标准差的像元作为异体被捡起另放一处,其他两幅亦按此处理。将捡起的像元特征与另两幅图像的均值比较,并计算其差异,差异小于 3 倍标准差的像元作为同类,被卸载在相应的图像中,如果某像元的特征与另两幅图像的均值之差都小于 3 倍标准差,该像元被卸载入差值最小的图像中,此过程对每一个捡起的像元都进行一次处理,到这里完成一次迭代。然后,对 3 幅图像再次进行均值和标准差计算,再重复以上过程,如此迭代进行 10 次左右结束,这就是简易吸引子图像分割方法的基本思路。

## 2 简易吸引子图像分割方法的实现

在说明本方法图像分割的具体过程之前,本文要先介绍“边界点”的概念。边界点的概念能更形象地反映出吸引子对边界点的吸引作用。

### 2.1 “边界点”概念

边界点有两种,一是非零边界点,如图 1(a)所示,中心像元为非零像元(用×表示),同时它的 8 个近邻中有多于 4 个以上零像元者(图中用 0 表示)。二是零边界点,如图 1(b)所示,中心像元为零像元,同时它的 8 个近邻中有多于 4 个以上非零像元者。在前面对本方法基本思想的介绍中,主要考虑到像元特征与 3 个分割图像均值的差异。有了边界点的概念以后,我们考虑的是边界点的 8 个近邻对它的吸引力,譬如,在一幅图像中一个非零边界点,可以计算出该边界点所在图像中 8 个近邻对它的吸引,同时算出在另一幅图像中相应 8 个近邻对它的吸引,如果后者的吸引较大,则非零边界点应从所在图像中捡起,卸入后一幅图像中。如果是零边界点,也应有类似操作。下

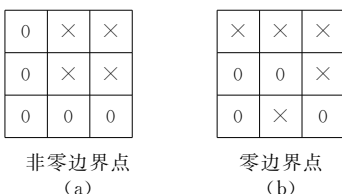


图 1 边界点

Fig. 1 Boundary Point

面介绍近邻对边界点吸引的计算。

假定有两幅初始分割的二值图像  $a$  和  $b$ ,在  $a$  中有一个非零边界点  $k$ ,计算  $k$  的 8 个近邻中非零像元特征(分形维或能量或灰度根据要求确定一个)的均值  $\mu_a$  和  $k$  点特征  $f_k(i, j)$  与  $\mu_a$  的差值,则在图像  $a$  中近邻对边界点  $k$  的吸引为:

$$\tau_k(i, j; a) = 1 / |f_k(i, j) - \mu_a| \quad (3)$$

式中,  $i, j$  表示  $k$  点在图像  $a$  中位置;  $|\cdot|$  为绝对值符号;  $f_k(i, j)$  表示  $k$  点特征值;  $\mu_a$  表示  $k$  点在图像  $a$  中近邻的特征均值;  $\tau_k(i, j; a)$  表示在  $a$  图像中,位置  $(i, j)$  处近邻对边界点  $k$  的吸引,数值越大,吸引力越强。

类似地,边界点  $k$  在  $b$  图像  $(i, j)$  处,近邻对它的吸引为:

$$\tau_k(i, j; b) = 1 / |f_k(i, j) - \mu_b| \quad (4)$$

式中,  $b$  表示属于图像  $b$ ;  $\mu_b$  为在  $b$  图像中边界点  $k$  的近邻的特征均值,其余符号与式(3)中相同。

如果初始分割中有 3 幅图像,那么仿照式(4)还有第 3 幅图像近邻对边界点的吸引。比较  $\tau_k(i, j; a)$  与  $\tau_k(i, j; b)$  大小,如果  $\tau_k(i, j; a)$  大,则该边界点应当留在  $a$  图像中,否则应将  $a$  图像中边界点捡起来,卸到  $b$  图像的相应位置上,  $b$  图像上该位置由零像元变成非零像元。

### 2.2 多种特征信息对边界点的吸引

在 § 2.1 讨论近邻对边界点的吸引时,仅考虑近邻中一种特征(分形维或能量或灰度)对边界点的作用,在这里考虑 3 种特征对边界点的综合影响,式(3)的分母变成:

$$d(k, a) = |(f_k - \mu_{fa})| + |(E_k - \mu_{ea})| + c |(g_k - \mu_{ga})| \quad (5)$$

式中,  $f_k, E_k, g_k$  分别表示边界点  $k$  的分形维、能量和灰度;  $\mu_{fa}, \mu_{ea}, \mu_{ga}$  分别表示图像  $a$  中边界点  $k$  的近邻的分形维、能量、灰度的均值;  $c$  为在  $[2, 3]$  区间中一个常数;  $d(k, a)$  表示在图像  $a$  中近邻对边界点的综合影响。

类似地,可以写出在图像  $b$  中近邻对边界点的综合影响  $d(k, b)$ :

$$d(k, b) = |(f_k - \mu_{fb})| + |(E_k - \mu_{eb})| + c |(g_k - \mu_{gb})| \quad (6)$$

那么,由式(5)、式(6)得到近邻的 3 种特征对边界点  $k$  的综合吸引:

$$\tau_k(f, E, g; a) = 1/d(k, a) \quad (7)$$

$$\tau_k(f, E, g; b) = 1/d(k, b) \quad (8)$$

式中,  $\tau_k(f, E, g; a)$  和  $\tau_k(f, E, g; b)$  分别表示在图像  $a$  和  $b$  中近邻的三种特征对边界点  $k$  的综合吸引。

## 2.3 简易吸引子图像分割法的具体过程

### 2.3.1 第一阶段

第一阶段的具体过程如下。

① 对一幅图像分别计算每个像元的分形维度和能量值,计算方法参见文献[6]。

② 分别按图像 3 个特征(分形维、能量、灰度)的最大、最小值,将图像作 30 等分间隔,并统计其频数,将总频数近似地三等分(不要求严格等分),将原图像划分成三幅初始分割的二值图像 A、B、C,3 个特征得到 3 组初始分割的图像。以后的说明仅对一组图像的处理作说明,另二组处理类同,不再重复。

③ 分别计算初始分割图像 A、B、C 特征值的均值  $\mu_A, \mu_B, \mu_C$  和标准差  $\sigma_A, \sigma_B, \sigma_C$ 。

④ 捡起超限的像元。 $f_{p_A}(\cdot, \cdot; A)$ 、 $f_{p_B}(\cdot, \cdot; B)$ 、 $f_{p_C}(\cdot, \cdot; C)$ ;

$$\left. \begin{aligned} f_{p_A}(i, j; A) &= |f_A(i, j) - \mu_A| > 3\sigma_A \\ f_{p_B}(i, j; B) &= |f_B(i, j) - \mu_B| > 3\sigma_B \\ f_{p_C}(i, j; C) &= |f_C(i, j) - \mu_C| > 3\sigma_C \end{aligned} \right\} (9)$$

⑤ 将 A 中捡起像元放入 B 和 C 中检查,符合以下不等式者

$$f_d(i, j; A \rightarrow B) = |f_A(i, j) - \mu_B| \leq 3\sigma_B \quad (10)$$

从 A 中捡起的像元卸入 B 中。或者满足下式:

$$f_d(i, j; A \rightarrow C) = |f_A(i, j) - \mu_C| \leq 3\sigma_C \quad (11)$$

则 A 中捡起的像元卸入 C 中。仿以上作法对 B、C 图像捡起的像元进行处理。式中  $A \rightarrow B, A \rightarrow C$  表示 A 中捡起像元卸到 B 或 C 中。

⑥ 转入步骤③再计算图像 A、B、C 新均值  $\mu_i$  和新标准差  $\sigma_i$ 。如此循环计算,直至不再有捡起像元或达到规定次数(不超过 10 次)为止,完成第一阶段计算。

### 2.3.2 第二阶段:单个特征近邻对边界点吸引

按 § 2.1 方法确定经过第一阶段处理图像的边界点,用式(3)、式(4)计算近邻对边界点  $k$  的吸引  $\tau_k(i, j; a)$ 、 $\tau_k(i, j; b)$ 、 $\tau_k(i, j; c)$ ,其中数值最大者便是边界点应当卸载的图像。第二阶段处理亦可反复进行。

### 2.3.3 第三阶段:综合特征近邻对边界点吸引

① 按式(5)、式(6)计算 3 幅图像上近邻综合特征对边界点的影响  $d(k, a)$ 、 $d(k, b)$ 、 $d(k, c)$ 。

② 按式(7)、式(8)计算三幅图像上近邻综合特征对边界点的吸引  $\tau_k(f, E, g; a)$ 、 $\tau_k(f, E, g; b)$ 、 $\tau_k(f, E, g; c)$ 。3 个  $\tau_k(\cdot, \cdot, \cdot; \cdot)$  值的最大者,便是边界点卸载的地方。该阶段计算亦可

以反复进行。通过以上 3 阶段的处理便完成图像分割。

## 3 对方法的分析

1) 对于三幅初始分割图像,确定一个像元是否捡起,捡起的像元应当卸载在哪一幅图像,以及所需给定的阈值。本文方法常用的判据是根据像元特征值与分割聚类均值的差异是否大于  $3\sigma$ (即式(9)的表达形式),即可作出捡起或卸下决策。而在原方法中,按照式(1)、式(2)要给出  $k_1, k_2, p_p, p_d$  的 4 个阈值才能作出捡起、卸下的决策。

2) 在以往的利用蚂蚁遗留在地面上信息素和蜜蜂、单细胞的细菌利用趋化性的作用所完成的图像分割<sup>[5,6,7]</sup>,必须有蚂蚁或蜜蜂或细菌到达现场才能完成,没有到达现场的图像区域,在分割图像中无法显示出来。本文方法在分割中,可以将感兴趣的目标在分割图像中反映出来。

3) 本方法的初始聚类总是分成 3 类,如果该图像只有两类,在本方法的“捡起”、“卸下”的反复迭代处理过程中,会自动地趋向于两幅图像的集聚。

4) 本文方法中捡起、卸下采用正态分布中  $3\sigma \sim 2\sigma$  作为阈值。实验中,我们曾把分割区域内的特征分布视为均匀分布,采用  $\sqrt{2.8}\sigma$  作为捡起、卸下阈值<sup>[8]</sup>,但效果没有前者好,故阈值仍用  $(2\sigma \sim 3\sigma)$ 。

## 4 实验与分析

本文实验使用两幅航空影像(100 像素×100 像素),如图 2(a)、2(b)所示,来检验新图像分割方法的效果。

为了作出定量评价,在 Photoshop 环境下,分别在两幅影像分割区域的边界上量测了 67 点和 61 点  $(i, j)$  的理论值,以便与实际分割图像作比较,作出分割质量的评价,评价的具体方法参见文献[5]。通过实际航空影像的实验,得到以下结论。

1) 在本文方法中,采用综合特征(即灰度、分形维、能量同时考虑)的分割质量优于仅采用单个特征的分割(表 1)。

表 1 中单个特征的数据是指仅用 3 个特征中一个特征的分割结果。综合特征数据是指在以往获得单个特征的分割基础上,再考虑综合特征的

表 1 使用单个、综合特征的分割精度/像元

Tab. 1 Accuracy of Segmentation Using Single and Synthetical Characteristics

图像	特征	使用点数	单个特征	综合特征
图 2(a)	灰度	67	1.66	1.69
	分形	67	2.64	1.29
	能量	67	4.23	1.28
图 2(b)	灰度	61	1.7	1.52
	分形	61	2.07	1.64
	能量	61	无法量测	1.49

分割结果。表 1 中“无法量测”是指在用单个特征的分割图像上,多数量测点无法量测,所以未列出数字结果。从表 1 最后两列的数据的对比可见,使用综合特征的图像分割精度有所提高。使用综合特征的图像分割结果如图 3(a)、3(b)所示。

2) 本文方法与已有方法相比,本文提出方法在实际应用中是很有潜力的方法,如表 2 中的对比数据。

表 2 中本文方法的两个数据是从表 1 中综合特征结果取均值得到的,CogAg 法数据引自文献

[6],细菌、蜜蜂、蚂蚁的数据引自文献[7]。从表中数据对比情况看,除个别数据外,本文方法的分割精度要优于其他方法。尽管不同方法使用量测点数不同,本文方法的优势还是显示出来了,所以本文方法是一个很有潜力的方法。

表 2 本文方法与其他方法图像分割精度对比/像元

Tab. 2 Comparison About image Segmentation Accuracy Between Method in This Article and Others

图像	本文方法	CogAg 法	细菌	蜜蜂	蚂蚁法
图 2(a)	1.42 (67 点)	2.12 (37 点)	1.32 (50 点)	1.99 (50 点)	2.70 (50 点)
图 2(b)	1.55 (61 点)	1.26 (36 点)	1.72 (48 点)	1.71 (50 点)	2.21 (48 点)

3) 本文方法可以分割出图像上感兴趣的目标。在表 2 中与本文方法对比的其他四种方法,必须有蚂蚁(或蜜蜂、或细菌)漫游到的区域才可分割,本文方法没有此项要求。如图 4 所示为用蜜蜂法分割的图像,与图 3(a)相比,图 3(a)中部的分割内容在图 4 中是没有的。

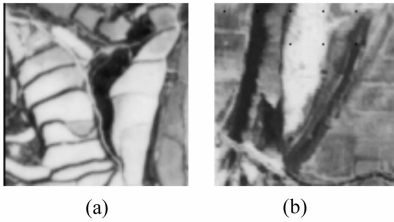


图 2 原始图像  
Fig. 2 Original Image

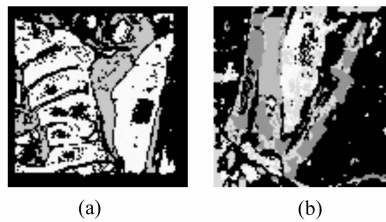


图 3 用综合特征的图像分割  
Fig. 3 Image Segmentation Using Synthetical Characteristics



图 4 蜜蜂法的分割  
Fig. 4 Segmentation by Honeybee Method

参 考 文 献

[1] Li Qingyong, Shi Zhiping, Shi Jun, et al. Swarm Intelligence Clustering Algorithm Based on Attractor[J]. ICNC,2005(3):496-504

[2] Ramos V, Merelo J J. Self-organized Stigmergic Document Maps: Environment as a Mechanism for content Learning[C]. AEB2002-1st Spanish Conf. on Evolutionary and Bioinspired Algorithm, Merida, Merida, Spanish, 2002

[3] Ouadfel S, Antclust M B. An Ant Algorithm for Swarm-Based Image Clustering [J]. Information Technology Journal, 2007, 6(2):196-201

[4] Chowdhury D, Nishinari K, Schadschneider A. Self-organized Patterns and Traffic Flow in Colonies to Organisms: from Bacteria and Social Insects to Vertebrates[J]. Special Issue on Pattern Formation in Phase Transitions, Taylor and Francis,

2004, 77:601-624

[5] 郑肇葆. 基于蚁群行为仿真的影像分割[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2005,30(11):945-949

[6] 郑肇葆. Cognitive Agent 在图像分割中应用的研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2008,33(7):665-668

[7] 郑肇葆. 仿真学中觅食原理在图像分割中应用的研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2009,34(8):883-888

[8] 张世英,刘智敏. 测量实践的数据处理[M]. 北京:科学出版社,1977

[9] 郑肇葆. 基于 Bayesians 线性规划的影像纹理识别方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2007,32(3):193-196

[10] 郑肇葆,叶志伟. 基于蚁群行为仿真的影像纹理分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2004,29(8):669-673

作者简介:郑肇葆,教授,博士生导师。现主要从事摄影测量与遥

感图像分析与解译及进化计算应用的科研工作。代表成果:数学规划在测量数据处理和图像处理中的应用;图像处理的马尔柯夫

随机场方法。

E-mail:Zhengzb@whu.edu.cn

## Research About New Method of Image Segmentation Based on Attractor

ZHENG Zhaobao<sup>1</sup>

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** This paper puts forward a new concept about "boundary point". The event in normal distribution that greater than thrice standard deviation is used as a small probability event and takes them as the evidence of boundary point for "pick up" and "drop down" in image segmentation. Compared with other methods, it makes decision making computation of "pick up" and "drop down" simplified greatly. The experiments on two pictures of air image show that the segmentation effect of new method is effective and it is a method of image segmentation with great practical.

**Key words:** image segmentation; attractor; boundary point

**About the author:** ZHENG Zhaobao, professor, Ph.D supervisor. He is engaged in the research work on photogrammetry and remote sensing, image analysis and interpretation and the application of evolutionary computation. His main research effort concerns the application of mathematical programming in data and image processing, and markov random field method in image processing.

E-mail: Zhengzb@whu.edu.cn

(上接第 1191 页)

[15] 郭辉,刘贺平,王玲.最小二乘支持向量机参数选择方法及其应用研究[J].系统仿真学报,2006,18(7): 2 033-2 036

**第一作者简介:**黄贤源,博士生,主要从事海洋测绘及海洋数据处理研究。

E-mail:huangxianyuan007@163.com

## Application of Least Square Support Vector Machine to Detecting Outliers of Multi-beam Data

HUANG Xianyuan<sup>1,2</sup> ZHAI Guojun<sup>2</sup> SUI Lifan<sup>1</sup> HUANG Motao<sup>2</sup>

(1 Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, 66 Middle Longhai Road, Zhengzhou 450052, China)

(2 Naval Institute of Hydrographic Surveying and Charting, 40 Youyi Road, Tianjin 300061, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of trend surface conformation, a new method of constructing trend surface by LS-SVM is presented, and then outliers of Multi-beam data could be eliminated by the trend surface. In order to illuminate the correctness and rationality so a contrast between this method and the approach of trend surface filter. The theorem proves that the trend surface filter is the especial result of LS-SVM. The example shows that in the process of constructing trend surface by LS-SVM, the weight parameters could be adjusted, so the trend surface have the property of popular and steady, the outliers of Multi-beam data could be eliminated effectively.

**Key words:** LS-SVM; trend surface filter; weight parameters; outliers

**About the first author:** HUANG Xianyuan, Ph.D candidate, majors in marine survey and marine data processing.

E-mail: huangxianyuan007@163.com