

基于蚁群行为仿真的影像分割

郑肇葆¹

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

摘要:提出以像元的灰度值、能量值和分形维作为信息素的蚁群行为仿真的图像分割原理和方法。由该方法对 3 幅航空影像进行图像分割试验,得到图像的粗分割。利用本文提出的精处理方法,得到图像分割的最终结果。采用标记点量测的方法,对分割图像作出质量评价,结果表明,该方法很有应用前景。

关键词:蚁群行为仿真;图像分割;质量评价

中图法分类号:P237.3

自然界蚁群在觅食过程中,能选择最短线路将食物运回蚁穴;食物带到蚁穴以后,能将其卸下来,不会搞错地方;蚁穴中的废物能及时被清理出去等,这些行为使人们意识到真实“蚂蚁”具有“寻优”(即寻找最优路径)、“记忆”、“识别”的能力。根据这些特点,人们用人工蚂蚁模拟真实蚂蚁的行为,解决了很多优化组合的问题。笔者仿照蚁群的行为,对人工蚂蚁的感知规律进行了研究。研究发现,人工蚂蚁利用信息素相似性度量,具有类似真实蚂蚁的“记忆”、“识别”功能^[1],这些功能可以用于图像纹理的分类^[2]和图像的分割。本文就图像的分割、对信息素的选择、基于蚁群行为的图像分割方法、分割图像的精处理以及分割图像的评价进行分析与讨论。

1 基于蚁群行为的图像分割

基于蚁群行为的图像分割的思想是通过人工蚂蚁实现的。图像分割过程可以看成人工蚂蚁在二维数字图像上的漫游。假定在一幅二维数字图像上随机地分布着一定数量的人工蚂蚁(以下简称蚂蚁),每只蚂蚁能携带反映当前所在位置图像特征的信息素。蚂蚁在图像上移动时,由于其具备特有的“记忆”、“识别”功能^[1],可以要求每只蚂蚁从起始位置出发,在它的近邻中寻找与各自信息素相似的像元进行漫游,当蚂蚁已经移动到图像边界或它的近邻中已不再有相似性像元时,这

种漫游停止。这时每只蚂蚁漫游过的区域可以达到我们所希望的图像分割的目的,这就是基于蚁群行为的图像分割的基本思想。

从上述思想可知,图像分割的质量与蚂蚁携带的信息素质量有关,信息素反映的局部图像特征越真实,分割质量越好,怎样选择好信息素是一个关键。其次是信息素相似性度量,蚂蚁漫游是通过信息素相似性度量找到与自己相似的像元的,相似性度量阈值的确定直接影响分割的质量,这是这种分割方法的又一个关键问题。针对以上两个问题本文将给予讨论。

1.1 三种信息素的选择

选择像元的灰度值、像元局部区域的能量及像元局部区域的分形维值作为该像元的三种信息素。后两种属于影像的统计特征,按概率统计学的要求,在有足够数量样本情况下,求得的影像统计特征才有一定的可靠性。这里用作某像元信息素的能量和分形维,是以该像元为中心的小范围(9×9)内求得的数值,而不是整幅图像的能量或分形维,所以将每个 9×9 像元窗口中求得的能量或分形维作为该窗口中心像元的信息素(即局部特征)。蚂蚁在图像上漫游时,从一个像元移动到另一个像元,要进行信息素相似性的比较,这种比较仅在该像元的 8 近邻中进行,而与 8 近邻以外的像元无关。尽管这两个信息素计算值在理论上存在不严密之处,然而由于两个近邻像元信息素计算所采用的像元大部分都是在重叠范围内,因

此用这种信息素的差异说明相似性是合理的。

1) 用像元局部区域的能量作为信息素 $E(i, j)$ 。设图像 $I(i, j)$ 大小为 $N \times N$, 模板 $A(k, l)$ 大小为 5×5 , 模板与图像作卷积, 得到卷积图像 $F(i, j)$ 为:

$$\left. \begin{aligned} F(i, j) &= A * I \\ &= \sum_{k=-2}^2 \sum_{l=-2}^2 A(k, l) \cdot I(i+k, j+l) \\ i, j &= 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中, $*$ 为卷积运算符号; A 与 I 分别表示模板和图像。在卷积图像的较大窗口 $\omega_x \times \omega_y (\omega_x = \omega_y = 9)$ 中产生纹理能量 $E(i, j)$:

$$E(i, j) = \sum_{\omega_x} \sum_{\omega_y} F^2(i, j) / \omega_x \cdot \omega_y \cdot p^2 \quad (2)$$

其中, $p^2 = \sum_{\omega_x} \sum_{\omega_y} A^2(i, j)$; $E(i, j)$ 就是每个像元的局部能量, 用它作为蚂蚁的信息素。当蚂蚁位于图像 (i, j) 处, 蚂蚁携带该像元的信息素 $E(i, j)$, 并与近邻像元的信息素做比较。蚂蚁从 (i, j) 移动到 (k, l) 时, 则丢掉原来的信息素 $E(i, j)$, 带上新的信息素 $E(k, l)$, 蚂蚁就是按这样的方式在图像上漫游的。能量计算的细节参见文献[2]。

2) 像元局部区域的分形维作为信息素 $F_m(i, j)$, 分形维计算引用文献[3]中公式:

$$\left. \begin{aligned} \log N(r) &= -H \log r + \log N(1) \\ N(r) &= \bar{n}(r) \cdot A / r^2 \\ n(r) &= \text{int}\{(\max(f_i) - \min(f_i)) / r\} + 1 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中, $1 \leq i \leq 4$; r 为图像上取用正方形的边长; f_i ($i=1, 2, 3, 4$) 为相应 $r \times r$ 正方形角点的灰度值; A 为表示采用局部区域的大小, 本文采用 9×9 ; $n(r)$ 表示 $r \times r$ 面积内图像灰度曲面被 r^3 覆盖的个数; $\bar{n}(r)$ 为在区域 A 内求得 $n(r)$ 的平均数; $N(1)$ 表示 $r=1$ 时的 $N(r)$ 。

由式(3)的第一式可得:

$$\begin{aligned} H &= -\log \frac{N(r)}{N(1)} / \log r \\ F_m &= 3 - H \end{aligned} \quad (4)$$

由式(4)求得图像中每个像元的 9×9 局部区域内的分形维。这里需要说明的是平均数 $\bar{n}(r)$, 在 9×9 窗口中计算时, r 值可取 1、2、3、4、5、6。对于每一个 r 值, 在窗口求得 $n(r)$ 不止一个, 多个 $n(r)$ 的均值就是 $\bar{n}(r)$ 。如此逐像元地进行计算, 即可求得每一个像元的分形维 $F_m(i, j)$ [3]。

3) 以像元的灰度值作为信息素 $G(i, j)$ 。

1.2 信息素相似性度量

蚂蚁的“记忆”和“识别”功能是通过信息素相似性度量实现的。一只蚂蚁由蚁穴出发搜寻食

物, 沿路都留下它所携带的信息素。返回时它将自身的信息素与线路上的做比较(即相似性度量), 实现沿原路返回的目的。这里要介绍的信息素相似性比较并不是两个像元能量、分形维或灰度值的直接比较, 而是考虑以该像元为中心近邻区域内的信息素, 这里引用文献[4]中 Ulam's 度量作为信息素相似性度量。假定有两幅数字图像, 如图 1(a) 和图 1(b), 每个方格中上排数字表示灰度值, 下排括号中数字表示灰度值排序。将图 1(a) 的灰度值从小到大的排序 S_1 定为 $\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$, 按 S_1 中顺序写出图 1(b) 中相应位置编号序列 S_2 为 $\{1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 2\}$, 譬如与 S_1 中第 2 个元素相应的位置在图 1(b) 中的序号为 3(即划横线者)。类似地, 与 S_1 中第 9 个元素相应的为 2, 即带 * 的数字。用 S_2 序列中递增序列长度(上例中为 8)作为衡量图 1(b) 与图 1(a) 的相似性度量。因为 S_1 递增长度总是 9, 如果 S_2 的递增长度也是 9, 则表明两者完全相似, S_2 的递增长度愈小, 则 S_2 与 S_1 越不相似。这里用 α 表示相似性度量:

$$\alpha = S_2 \text{ 中递增序列的长度} \quad (5)$$

其中, S_2 的序列是相对某一个标准而定的, 如果没有标准, 也就不存在 α 值的问题, 如 S_1 。

α 表明了两幅图像相似性程度, 并没有解决两幅图像究竟是否相似。要解决这个问题, 需要选定 α , 这是影响分割质量的关键因素之一。

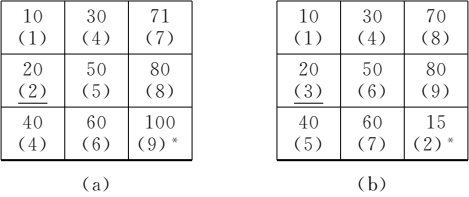


图 1 3×3 图像灰度

Fig. 1 3×3 Window Gray Image

2 基于蚁群行为仿真的图像分割精处理和质量评价

2.1 精处理

蚂蚁在二维数字图像上漫游时, 按上述信息素相似性度量完成的图像分割是粗糙的。图像上某一个同质区域并不能用一种标记或一个灰度值完整地显示出来, 在同质区域中存在空白(即蚂蚁没有漫游到的地方)或侵入其他区域的现象(如图 2(a) 和 2(c))是粗分割图像。图 2 中存在空白和不必要的入侵(如图 2(a) 的右上方和图 2(c) 的右中部和右下方), 经精处理以后, 情况有了改善, 如

图 2(b)和图 2(d)。用上述方法得到的分割图像称为粗分割图像,需要经过精处理,即填充图像内部的空白和删除不该侵入其他区域的部分,这就是精处理的任务。

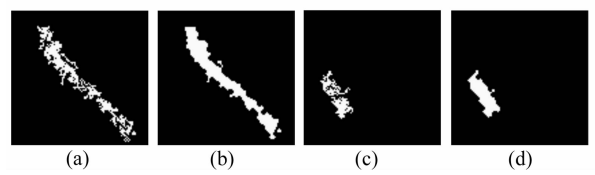


图 2 图像的粗分割与精处理

Fig. 2 Rough Segmentation and Delicate Process of Image

精处理是在粗分割的基础上,对同一属性(如属性 c)区域内的信息素(灰度值、能量或者分形维)求平均值 u_c ,用某像元信息素 $f(i, j)$ 与 u_c 之差的倒数作为像元 (i, j) 选用属性 c 的信息素 $\tau(i, j; c)$:

$$\tau(i, j; c) = 1 / |f(i, j) - u_c| \quad (6)$$

式(6)表明,该像元的信息素与 u_c 的差值越小,它归属 c 的信息素值越大。精处理中除了信息素 $\tau(i, j; c)$ 之外,还有一个启发式信息 $\eta(i, j; c)$ 。这个信息在精处理中有两个作用:① 反映属性 c 对 (i, j) 处像元的吸引力;② 保持空间的马尔柯夫性质^[7],有强行使 (i, j) 处像元与靠近它的聚类为同一类的趋向。根据这些作用,选用以下形式的启发式函数^[6]:

$$\eta(i, j; c) = 1 / \left(\sum_{N_{ei}}^8 (1 - \delta(c, c_{N_{ei}})) \right) \quad (7)$$

式中, N_{ei} 表示像元的近邻,这里选用二阶马尔柯夫场的 8 近邻; c 表示像元 (i, j) 选用的属性类别; $c_{N_{ei}}$ 表示像元 (i, j) 近邻的属性类别。

$\delta(\cdot, \cdot)$ 函数具有以下性质:

$$\delta(\cdot, \cdot) = \begin{cases} 0.95 & \text{当 } c = c_{N_{ei}} \text{ 时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

这里选用 $\delta(\cdot, \cdot)$ 等于 0.95 而不是 1,是为了防止式(7)分母为零。有了式(6)和式(7),可以利用蚁群算法中蚂蚁决策概率公式^[5]计算蚂蚁在像元 (i, j) 处选择属性 c 的概率:

$$p(i, j; c) = \frac{\tau(i, j; c) \cdot \eta(i, j; c)}{\sum_{N_{ei}=1}^8 \tau(i, j; c_{N_{ei}}) \cdot \eta(i, j; c_{N_{ei}})} \quad (8)$$

N_{ei} 和 $c_{N_{ei}}$ 为 (i, j) 处像元的近邻和近邻的属性。精处理在已经获得粗分割图像上进行,如果图像中有 3 种不同类别,图像上每个像元在精处理过程中,用式(8)对 3 个属性类别计算 $p(i, j; c)$ 值,取其最大值相应的类别 c_k 作为该像元的属

性。如果与粗分割结果有矛盾,则用现在求得的属性给予修正,这样就可以达到填充与剔除的目的。

2.2 质量评价

如图 3 所示,一个四边形是图像上一个真实目标,围绕在四边形的封闭曲线是分割图像的边界。为了评价分割的质量,在四边形的边界上选择一些点,如图 3 中带“*”的点。在 Photoshop 中,用记录“*”点的坐标作为理论值,在分割图像的边界上量测与带*点相应的坐标 (x', y') ,用坐标差计算其差值 Δ_1 和 Δ_2 ,用 Δ 值计算的中误差作为分割质量的评价。

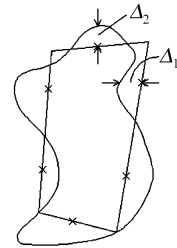


图 3 Δ 值示意图

Fig. 3 Value of Δ

3 试验与分析

本文利用 3 幅大小为 100 像元 \times 100 像元的航空影像作为试验数据,如图 4 所示。为了对比,分别采用像元的灰度值、能量以及分形维为信息素对三幅图像进行粗分割和精处理,并对质量作出相应的评价,得到一些有益的结果。

3.1 信息素选择的重要性

采用不同的特征作为信息素,粗分割的效果不同。用灰度值作为信息素的效果较差,用分形维作为信息素的效果较好。

根据大量的试验得出, α 的阈值 α_0 取 4 时较好。实际操作时,在一个像元处允许有多只蚂蚁存在,图像粗分割不一定取决于由分布在图像上的一只蚂蚁一次漫游的结果,而是多只蚂蚁漫游或一只蚂蚁多次漫游完成的。在这种情况下,由于蚂蚁行为“正反馈”的现象,在信息素相似性度量 α 中除了上述序列递增长度的考虑外,还要考虑信息素的累计量。因此 α_0 的选择亦有相应的改变,这样给图像的粗分割带来了难度。从试验情况来看,这种干扰对以灰度值作为信息素的影响较大,而对以分形维作信息素的影响较小。

图 5 是相应于图 4 的粗分割图像,图 5(a)~5(c)是用灰度值作为信息素、图 5(d)~

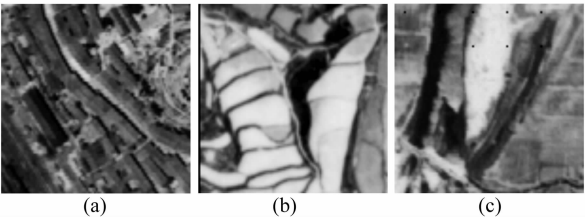


图 4 原始图像
Fig. 4 Raw Images

5(j)是以能量和分形维作为信息素粗分割的结果。从图 5 中可以看出,使用不同信息素有不同的效果,目视效果亦能说明用分形维的效果较好。

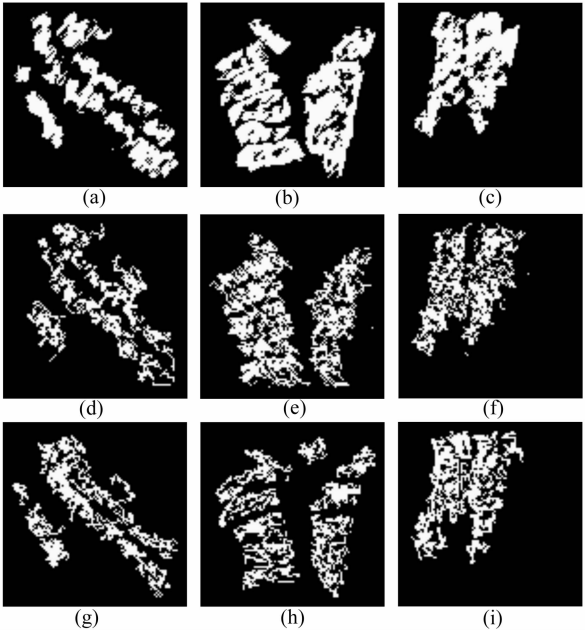


图 5 粗分割图像
Fig. 5 Images of Rough Segmentation

这里所说的分形维作为信息素的效果好,是相对于这里三种情况而言,并不一定是最佳的选择,更不表示这一结果适用于一切图像。

3.2 精处理的可行性

采用式(8)对粗分割图像作了填空和删除的处理。用图 6 的精处理图像与图 5 对照可以看出填空删除的效果(主要反映在分割图像的边界附近)。图 6(a)~6(c)是以灰度值作为信息素,图 6(d)~6(i)是以能量和分形维作为信息素的精处理结果。

3.3 分割质量的评价

按本文提出的质量评价方法进行试验,结果表明,以分形维作为信息素的分割质量优于其他两种方法。在图 4(a)、4(b)、4(c)三幅图像中,要分割目标的边界,应选择一定数量的标记点,并测

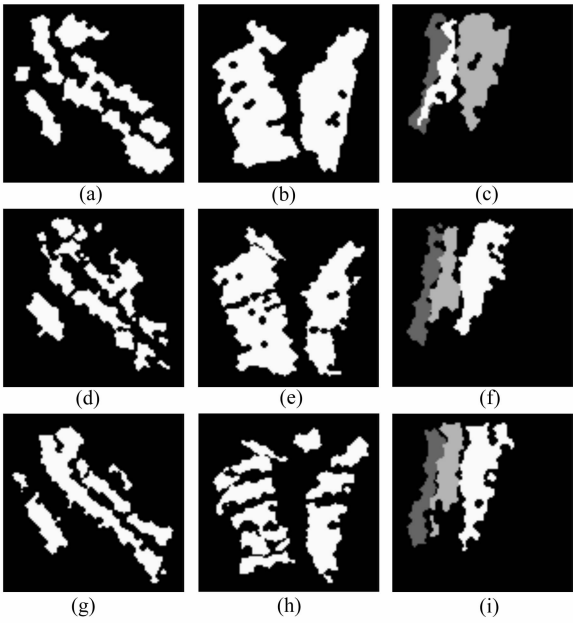


图 6 精处理的图像
Fig. 6 Images After Delicate Process

量在Photoshop环境中的坐标 (x,y) 。将这些标记点的坐标作为理论值,标记点的数量作为图像的理论点数,分别列在表 1 中。

表 1 标记点的理论数目和实际测量数目

Tab. 1 Theoretical and Practical Number of the Marked Points

类别	图 4(a)	图 4(b)	图 4(c)
理论点数	65	76	53
灰度(实际点数)	53	68	51
能量(实际点数)	57	69	50
分形(实际点数)	63	74	53

三幅图像精处理以后,能采集到标记点的实际数目也列在表 1 中。从表中数字看出,一般情况下,实际点数小于理论点数。这是因为在精处理以后的图像上,有些标记点消失或被分割图像侵吞了。理论点数与实际点数的差异越大,分割的质量越差,在实际精度计算时应顾及这种点数的差异,为此引入系数 ω :

$$\omega = \text{理论点数} / \text{实际量测点数} \tag{9}$$

按式(9)求得 3 幅图像的相应值列在表 2 中。经精处理以后,实际分割质量用中误差表示在表 3 中。

表 2 系数 ω 值

Tab. 2 Value of Coefficient ω

图 4(a)			图 4(b)			图 4(c)		
灰度	能量	分形	灰度	能量	分形	灰度	能量	分形
1.226	1.140	1.032	1.118	1.101	1.027	1.039	1.060	1.0

表 3 分割图像的实际精度

Tab. 3 Practical Precision of the Segmented Images

	图 4(a)		图 4(b)		图 4(c)	
	σ	$\omega\sigma$	σ	$\omega\sigma$	σ	$\omega\sigma$
灰度	0.140	0.172	0.088	0.099	0.098	0.102
能量	0.098	0.112	0.073	0.081	0.098	0.103
分形	0.098	0.102	0.065	0.069	0.086	0.086

从表 3 中数据可见,用分形维作为蚂蚁的信息素,在试验中精度最好。表 3 中 $\omega\sigma$ 列数据表示已经对相应 σ 值乘以表 2 中的 ω 值,该列数值反映的精度更合理。因为是在 Photoshop 环境中从屏幕上读取数据计算,因而表 3 中数据没有单位。由于环境相同,用于比较质量的优劣是可以的。另外,蚂蚁在图像上的分布是随机的,数量的多少对图像分割结果基本上没有影响,但是数量越多计算量越大,蚂蚁的位置尽量不选在边界上。

参 考 文 献

1 郑肇葆. 人工蚂蚁感知规律的研究. 武汉大学学报·信息科学版,2005,30(1):6~10

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

3 郑肇葆, 黄桂兰. 航空影像纹理分类的最小二乘法和分析. 测绘学报, 1996, 25(2):21~26

4 Vitorino R, Filipe A. Artificial Ant Colonies in Digital Image Habitats—A Mass Behavior Effect Study on Pattern Recognition. Second International Workshop on Ants Algorithms, Ants 2000, Bruxelles,2000

5 郑肇葆. 协同模型与遗传算法的集成. 武汉大学学报·信息科学版,2001,26(5):381~385

6 Salima Q, Mohamed B, Catherine G. Ant Colony System for Image Segmentation Using Markov Random Field. Ants 2002 LNCS, 2002

7 郑肇葆. 图像分析的马尔柯夫随机场方法. 武汉:武汉测绘科技大学出版社,2000

作者简介:郑肇葆,教授,博士生导师。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教学和科研工作。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

Image Segmentation Based on Simulation of Ant Colony Behavior

ZHENG Zhaobao¹

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

Abstract: This paper presents a method and principle which employs pixel’s gray value, pixel’s energy value and pixel’s fractal value as pheromone to segment image through simulation of ant colony behavior. The method is tested on three aerial images. After the first process, the rough segmentation of image is produced. And the finial segmentation is achieved by using the elaborate method to process the rough results. In the end, quality of image segmentation is estimated by the means of measuring the matched point on image. The results expresses that what we put forward is promising method.

Key words: simulation of ant colony behavior; image segmentation; quality estimate

About the author: ZHENG Zhaobao, professor, Ph.D supervisor. He is engaged in the teaching and 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