

引文格式: 刘思言, 李玲, 特日根, 等. 基于直方图区域生长的遥感图像阈值分割算法[J]. 测绘通报, 2021(2): 25-29. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2021.0037.

## 基于直方图区域生长的遥感图像阈值分割算法

刘思言<sup>1,2</sup>, 李玲<sup>1,2</sup>, 特日根<sup>1,2,3</sup>, 李竺强<sup>1,2</sup>, 马经宇<sup>1,2</sup>, 朱瑞飞<sup>1,2,3</sup>

(1. 长光卫星技术有限公司, 吉林 长春 130000; 2. 吉林省卫星遥感应用技术重点实验室, 吉林 长春 130000; 3. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130000)

**摘要:** 传统阈值分割算法从单阈值扩展到多阈值的过程中, 时间复杂度会大幅度增加, 并且由于遥感图像信息复杂, 会导致分割效果降低。为了解决这些问题, 本文提出了基于直方图区域生长的遥感图像阈值分割算法。在本文算法中, 每一个灰度级均作为1个初始阈值, 用256个阈值将直方图分割成256个原始小区域。为了减少阈值数目, 本文将小区域合并成大区域, 每一次合并都可视为一次区域的生长。在每次生长过程中, 选取熵 $H$ 最小的区域作为直方图各区域中的主区域, 并通过本文提出的预匹配策略将其与相邻区域合并。每一次区域生长后, 阈值数目均减少1个。在整个过程中, 最多只需要生长255次。算法的时间复杂度稳定在 $O(L)$ 级别。最后通过单阈值和多阈值试验证明本文算法在运行时间和分割精度上均具有优势。

**关键词:** 图像分割; 直方图; 区域生长; 合并; 预匹配

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 0494-0911(2021)02-0025-05

## Threshold segmentation algorithm based on histogram region growing for remote sensing images

LIU Siyan<sup>1,2</sup>, LI Ling<sup>1,2</sup>, TE Rigen<sup>1,2,3</sup>, LI Zhuqiang<sup>1,2</sup>, MA Jingyu<sup>1,2</sup>, ZHU Ruifei<sup>1,2,3</sup>

(1. Chang Guang Satellite Technology Co., Ltd., Changchun 130000, China; 2. Key Laboratory of Satellite Remote Sensing Application Technology of Jilin Province, Changchun 130000, China; 3. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130000, China)

**Abstract:** In the process of traditional thresholding algorithm from single-threshold to multi-threshold, the time complexity will increase greatly, and because of the complexity of remote sensing image information, the segmentation effect will be reduced. This paper creatively proposes the idea based on histogram region growing for remote sensing images. Each gray level is regarded as a threshold, so that the histogram is divided into 256 original small regions by the 256 thresholds. For reducing the number of thresholds, small regions are merged into large regions. Each merging can be regarded as the growth of a region. In each growth, the region with the smallest entropy  $H$  is selected as the main one in all regions of the histogram, and then it is merged with the adjacent region by the way of pre-judgment. After growing, the number of thresholds decreases. In the whole process, the growth times are only 255 at most, and the time complexity is stable at  $O(L)$ . In this paper, single-threshold and multi-threshold experiments show that the algorithm has high accuracy in segmentation results, and has advantages in run time.

**Key words:** image segmentation; histogram; region growing; merge; pre-judgment

在遥感图像的信息提取中, 图像分割是一项基本操作。在遥感图像分类、目标识别、测量等不同领域, 阈值分割技术均扮演着重要的角色。穷举法是阈值分割算法中最常用的获取阈值的方式<sup>[1-2]</sup>。但遥感图像信息复杂, 需要进行多阈值分割, 因此该方法的时间复杂度会成指数增加<sup>[3]</sup>。为了解决这一问题, 学者们采用了多种方法: 智能优化算法<sup>[4]</sup>、快速计算<sup>[5]</sup>、波谷法<sup>[6]</sup>等。

为了保持较高的分割精度和解决时间复杂度的问题, 本文提出了一种基于直方图区域生长的阈值分割算法。首先, 选取一个数目足够多的阈值组将直方图分割成若干个小区域; 然后, 采用本文提出的预匹配方法, 每次合并两个区域, 这样每次迭代均是一次区域的生长, 而且可减少一个阈值, 使阈值组的数目由多开始减少, 直到满足要求。通过本文提出的预匹配方法, 可使区域内部具有最大的相似性, 从

收稿日期: 2020-03-31; 修回日期: 2020-06-15

基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2018YFB1004605); 吉林省重点科技研发项目(20180201109GX)

作者简介: 刘思言(1992—), 男, 硕士, 助理工程师, 研究方向为遥感图像处理与深度学习。E-mail: liusiyang@charminglobe.com

通信作者: 朱瑞飞。E-mail: 18243188708@163.com

而提高分割的准确性。在 256 级的直方图上,最多只需合并 255 次。无论阈值数目如何变化,计算量均没有大的变化,算法的时间复杂度稳定在  $O(L)$  级别。

### 1 本文算法

本文的核心思想是区域生长。直方图被阈值分割成若干部分,每个部分可看作一个区域。区域生长的目的即每次在已经分割好区域的直方图上选择一个主区域,并将其合并到相邻区域中。如图 1—图 2 所示,区域 3 被选为主区域,然后被合并到区域 2 中,这使得这两个区域在生长为更大区域的同时减少了 1 个阈值。通过连续的合并,直方图中只剩下少量的区域。为了得到高精度的最终阈值和良好的分割效果,选择主区域和合并方式是非常重要的。

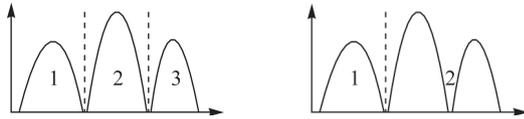


图 1 合并前

图 2 合并后

#### 1.1 选择主区域

与传统选择种子点然后使其生长的方式不同,本文算法中进行生长的过程是将主区域与相邻区域合并,因此如何选择主区域,是获得准确结果的关键。

算法的实质是将小区域生长为大区域,即将信息重要性较低的区域合并到其他区域中,帮助区域提升重要性。相反,如果选择重要性高的区域为主区域,然后将其他区域合并到主区域中,会导致大的区域不断变大,从而导致过分割的现象出现。因此,选择的主区域应该是所有区域中信息最少、重要性最低的区域。如何判断信息的重要性是本文研究的重点。

当一个区域的平均信息量较小时,表示该区域对应的目标内容包含的信息较少,无法作为一个独立的目标。熵<sup>[7]</sup>是反映图像中信息量的一种信息形式。直方图中每个区域的熵可表示该区域的平均信息,是区域信息量的一种展示形式<sup>[8]</sup>。因此,采用熵作为信息重要性的代表。熵值越小,代表该区域的重要性越低。在区域  $q$  中,熵  $H(q)$  定义为

$$H(q) = - \sum_{i=t_m}^{t_n-1} \frac{p(i)}{P_q} \times \lg \frac{p(i)}{P_q} \quad (1)$$

$t_m, t_n \in [0, 255]$

$$P_q = \sum_{i=t_m}^{t_n-1} p(i) \quad (2)$$

式中  $p(i)$  为灰度  $i$  的概率;  $P_q$  为区域  $q$  的概率之

和;  $t_m$  和  $t_n$  为组成区域首尾的两个阈值。

#### 1.2 预匹配策略

除第一个区域和最后一个区域外,位于直方图中间的主区域应该与其左右相邻区域中的一个进行合并。每次从相邻两个区域中选择一个正确的区域十分关键,错误的选择策略会直接导致分割结果不准确。在合并过程中,不仅需要将区域由小变大,还需要保证区域内的相似度,从而保证最终阈值的正确性。

方差<sup>[9]</sup>可表示直方图中信息的变化程度。方差越大,区域内信息的变化幅度越大,在视觉上表现为波动剧烈<sup>[10]</sup>。方差越小,该区域的变化越平缓。因此如果区域合并的方式正确,则该合并的方式所生成的方差应该比其他合并方式所生成的方差小。即当两个区域合并时,方差的大小可反映新区域的内部关系<sup>[11]</sup>。通过方差的大小即可直接判断合并方式的优劣。

选择主区域后,将主区域分别合并到两个相邻区域中,并分别计算两个新产生区域的方差  $W$ 。 $W$  越小表示合并区域内部的相似性越高。因此,合并区域时应选择  $W$  值较小的一组。本文将方差作为预匹配策略的判断条件。方差  $W$  定义为

$$\left. \begin{aligned} P_0 &= \sum_{i=k}^m p(i) \\ P_1 &= \sum_{i=m}^n p(i) \quad m < n \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} u_0 &= \sum_{i=k}^m i \times p(i) \\ u_1 &= \sum_{i=m}^n i \times p(i) \quad m < n \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} W &= P_0 \times (u_0 - u)^2 + P_1 \times (u_1 - u)^2 \\ u &= P_0 \times u_0 + P_1 \times u_1 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中  $p(i)$  为灰度  $i$  的概率;  $p$  为区域概率的和;  $u$  为区域的平均值;  $W$  为新区域的方差。

### 2 算法流程

算法的伪代码如下。

算法:直方图区域生长

输入:  $T \leftarrow [0, 255]$

初始化每一个区域的  $H$

重复:

选择有最小  $H$  的区域作为主区域

计算  $\text{Region}_{k-1} \cup \text{Region}_k$  的  $W_p$

计算  $\text{Region}_k \cup \text{Region}_{k+1}$  的  $W_q$

if  $W_p < W_q$ :  $\text{Region}_{\text{new}} \leftarrow \text{Region}_{k-1} \cup \text{Region}_k$

else:  $\text{Region}_{\text{new}} \leftarrow \text{Region}_k \cup \text{Region}_{k+1}$

end if

$$T \leftarrow T - t_k$$

直到  $T$  符合要求

为了确保每个灰度级均可能成为最终的阈值,在初始化过程中将 256 个灰度级均视为单独的小区域。因此,直方图被初始化为 256 个原始区域。初始化每个区域的熵  $H$  为

$$H(i) = -p(i) \times \lg(p(i)) \quad i=0, 1, 2, \dots, 255 \quad (6)$$

在迭代过程中,每次都取熵  $H$  最小的区域作为主区域。然后,判断主区域是否是第一个或是最后一个区域。如果是,则直接与相邻区域合并;否则,使用预匹配策略,并根据方差  $W$  的值选择合并方法。合并之后的区域均生长一次且减少 1 个阈值,重复生长过程直到阈值的数目满足要求为止。

### 3 试验

本文的试验平台为英特尔酷睿 i7-8700 3.2 GHz

处理器、16 GB 内存、VS2015 和 opencv3.4.4。试验图像均来自长光卫星技术有限公司。本文分别进行单阈值和多阈值分割试验。

#### 3.1 单阈值试验

DICE 是一种相似性度量函数,可确定分割图像与真实图像之间的相似性。DICE 是最常用的判断条件之一,定义如下

$$DICE = \frac{2 \times (R_{seg} \cap R_{gt})}{R_{seg} \cup R_{gt}} \quad (7)$$

式中  $R_{seg}$  为分割后的结果; $R_{gt}$  为 ground truth 的结果。

单阈值试验的主要目的是验证算法的准确性。使用 DICE、欠分割率和过分割率<sup>[12]</sup> 作为判断分割精度的标准。用 2 种最经典的阈值分割算法作为对比算法:最大熵法<sup>[13]</sup>、Otsu 法<sup>[14]</sup> 如图 3—图 6 所示。



图 3 原图



图 4 最大熵单阈值分割



图 5 Otsu 单阈值分割



图 6 本文算法单阈值分割

表 1 为试验图像的分割评价指标。在图 4 至图 6 的图像 (a) —(d) 中,可清楚地观察到本文所提

出的直方图区域生长算法在分割视觉效果上优于对比算法。

表1 评价指标

图像	算法	阈值	过分割	欠分割	DICE
(a)	最大熵	133	0.000 150	0.226 916	0.870 952
	Otsu	116	0.001 266	0.127 658	0.928 536
	本文	100	0.005 811	0.068 712	0.957 858
(b)	最大熵	107	0.001 125	0.356 398	0.782 326
	Otsu	105	0.001 192	0.344 563	0.790 989
	本文	85	0.002 729	0.229 854	0.868 404
(c)	最大熵	77	0.000 663	0.055 906	0.970 802
	Otsu	120	0.000 021	0.419 328	0.734 688
	本文	71	0.000 862	0.032 697	0.982 804
(d)	最大熵	173	0.268 244	0.206 725	0.6885 52
	Otsu	107	0.926 707	0.001 847	0.133 363
	本文	191	0.092 877	0.363 062	0.704 714

### 3.2 多阈值试验

在多阈值试验中,为了验证多阈值试验的准确

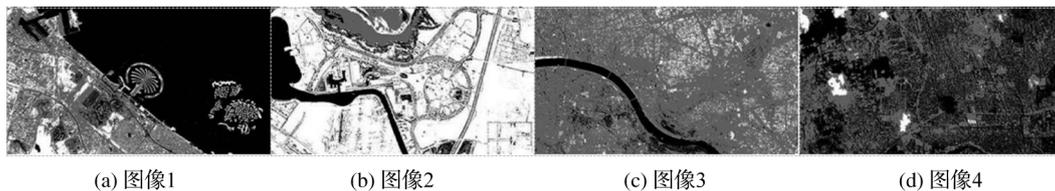


图7 本文算法2 阈值分割

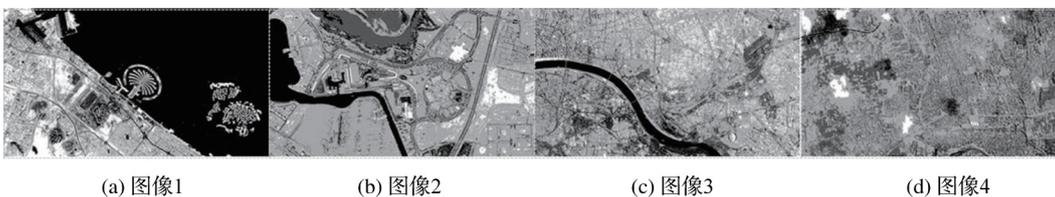


图8 本文算法3 阈值分割

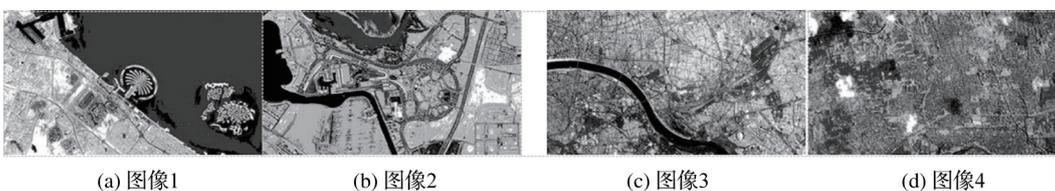


图9 本文算法4 阈值分割

为了证明本文提出的直方图区域生长算法在精度和效率上的优势,在多阈值试验中选择了 Otsu 算法、PSO-Otsu 算法和快速 Otsu 算法作为对比算法。2 种优化算法的结果与 Otsu 算法的结果相差不大,因此在阈值、评价上只以 Otsu 的结果作为代表展示。

表2为试验阈值与试验评价指标。从表2中可以看出每增加一个阈值,本文算法均在原本已经分割的基础上再进行分割。这种方式可保证分割的准确性,在最大程度上正确分割图像中的细节信息。

性,采用峰值信噪比(PSNR)<sup>[15]</sup>作为评价指标。其中PSNR定义为

$$\text{PSNR} = 20 \times \lg(255 / \text{RMSE}) \quad (8)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\left(\frac{1}{M \times N}\right) \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [S(x, y) - R(x, y)]^2} \quad (9)$$

式中  $S(x, y)$  为原始图像的像素;  $R(x, y)$  为图像经过处理后的像素。PSNR 值越高,分割效果越好。

图7—图9分别为本文算法2 阈值、3 阈值、4 阈值试验的结果图像。在多阈值分割中,目标部分被进一步分割,以此突出不同的细节特征。从图7—图9可以看出,本文算法能较好地分割出陆地与海洋,也能较好地分割出空地和城市部分,还可在3 阈值下更好地分割出厚云、薄云、阴影和城市。

表3为试验运行时间,记录了2、3、4 阈值试验中各种算法的运行时间。Otsu 原理简单,易于实现,但扩展为多阈值后的运行时间仍难以接受。快速 Otsu 算法虽然减少了运行时间,但并没有改变穷举法的本质,而且由于其改变了计算方法,还会导致计算精度下降。PSO-Otsu 算法是对比算法中速度最快的算法,但仍然落后于本文提出的直方图区域生长算法。而且,无论进行多少阈值的分割,直方图区域生长算法的运行时间始终稳定在 0.001 s 左右,是所有多阈

值分割算法中速度最快的一种。

表2 阈值与评价指标

图 像	阈值 数目	Otsu	PSNR	本文算法	PSNR
(a)	2	98; 168	13.542 3	100; 190	14.001 4
	3	60; 109; 172	15.689 8	100; 131; 190	14.250 7
	4	58; 99; 149; 190	17.738 5	41; 100; 131; 190	20.298 4
(b)	2	76; 138	12.023 6	39; 85	8.0516 6
	3	62; 111; 155	13.989 9	39; 85; 186	16.259 4
	4	52; 92; 130; 165	15.898	39; 85; 108; 186	17.568 2
(c)	2	92; 138	11.621 1	71; 168	17.112
	3	75; 116; 150	13.632 3	71; 107; 168	15.873 7
	4	61; 99; 131; 159	15.569 4	71; 107; 133; 168	16.797 7
(d)	2	87; 134	12.836 6	95; 191	13.812 3
	3	77; 113; 162	16.105 6	44; 95; 191	15.790 1
	4	69; 99; 128; 177	17.935 7	44; 95; 181; 191	18.799 8

表3 运行时间

图 像	阈值 数目	Otsu	PSO-Otsu	快速-Otsu	本文算法
(a)	2	0.023	0.004	0.008	0.001
	3	0.34	0.004	0.06	0.001
	4	18.128	0.007	1.567	0.001
(b)	2	0.024	0.008	0.008	0.002
	3	0.339	0.008	0.06	0.002
	4	18.024	0.009	1.964	0.001
(c)	2	0.027	0.007	0.009	0.001
	3	0.339	0.008	0.066	0.001
	4	18.041	0.006	3.564	0.001
(d)	2	0.032	0.009	0.01	0.001
	3	0.356	0.009	0.05	0.001
	4	18.105	0.008	3.025	0.001

在单阈值和多阈值的试验中,本文采用了多种应用最为广泛的经典算法进行比较,并采用不同的评价方法对结果进行对比和分析,从而证明了本文算法在运行时间和分割精度上的优势。

#### 4 结 语

遥感图像信息复杂,需要对细节进行更准确、高效的分割。本文提出的直方图区域生长算法突破了传统利用穷举法计算阈值的限制,通过将阈值由多减少的方式得到最终阈值。该算法将直方图划分为256个原始区域,然后根据熵 $H$ 每次选择一个主区域,利用本文提出的预匹配策略选择一个相邻区域进行合并。每次合并两个区域时,都会减少1个阈值,直到阈值的数目满足要求为止。本文提出的算

法最多只会生长255次,从而限制了计算的上限,算法的时间复杂度保持在 $O(L)$ 级别。最后,通过试验证明,本文算法能够在保证遥感图像分割效果的同时,对图像进行实时分割。

#### 参考文献:

- [1] PUN T. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Signal Processing, 1980, 2(3): 223-237.
- [2] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2007, 9(1): 62-66.
- [3] 丁海勇,王雨轩,毛宇琼,等. 基于动态阈值区域分裂合并算法的高分辨率遥感图像分割研究[J]. 测绘通报, 2016(8): 145-146.
- [4] UGOLOTTI R, CAGNONI S. Multi-objective parameter tuning for PSO-based point cloud localization [C] // Advances in Artificial Life and Evolutionary Computation. [S.l.]: Springer, 2014.
- [5] 申铨京,刘翔,陈海鹏. 基于多阈值Otsu准则的阈值分割快速计算[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(1): 144-149.
- [6] SAHOO P K, KANUNGO P, MISHRA S. A fast valley-based segmentation for detection of slowly moving objects [J]. Signal Image & Video Processing, 2018, 12: 1265-1272.
- [7] 袁玉珠. 改进分数阶达尔文粒子群的多Renyi熵图像分割算法[J]. 测绘通报, 2019(6): 34-40.
- [8] WANG L, CHEN G Q, SHI D, et al. Active contours driven by edge entropy fitting energy for image segmentation [J]. Signal Processing, 2018, 149: 27-35.
- [9] 张新明,孙印杰,郑延斌. 二维直方图准分的Otsu图像分割及其快速实现[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1778-1784.
- [10] 林文杰,李玉,赵泉华. 结合MST划分和RHMRF-FCM算法的高分辨率遥感图像分割[J]. 测绘学报, 2019, 48(1): 64-74.
- [11] 杨绪业,李傲雪,徐帅婧,等. 基于最小类平均绝对偏差算法的遥感图像分割[J]. 中国激光, 2014, 41(S1): S109011.
- [12] CHANG H H, ZHUANG A H, VALENTINO D J, et al. Performance measure characterization for evaluating neuroimage segmentation algorithms [J]. NeuroImage, 2009, 47(1): 122-135.
- [13] TAHA A A, HANBURY A. Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool [J]. BMC Medical Imaging, 2015, 15(1): 29.
- [14] MANIKANDAN S, RAMAR K, IRUTHAYARAJAN M W, et al. Multilevel thresholding for segmentation of medical brain images using real coded genetic algorithm [J]. Measurement, 2014, 47(1): 558-568.
- [15] 韦春桃,赵平,肖博林,等. 结合双树复小波纹理特征和MRF模型的遥感图像分割[J]. 测绘通报, 2019(10): 40-45.

(责任编辑:郭新新)