

文章编号:2095-6134(2016)05-0674-05

基于动态 K 均值聚类算法的 SAR 图像分割^{*}

邢 涛^{1†}, 黄友红², 胡庆荣¹, 李 军¹, 王冠勇¹

(1 中国航天二院二十三所, 北京 100854; 2 中国人民解放军驻航天二院二十三所军代表室, 北京 100854)

(2016 年 1 月 11 日收稿; 2016 年 4 月 5 日收修改稿)

Xing T, Huang Y H, Hu Q R, et al. SAR image segmentation based on dynamical K-means clustering algorithm[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2016, 33(5): 674-678.

摘 要 针对 SAR 图像的分割问题, 对 K 均值聚类算法进行研究. 分析动态 K 均值聚类算法, 用聚类样本数的正比函数对该聚类适应度函数进行平均, 改进适应度函数的计算. 毫米波 SAR 图像分割实验结果表明, 对于城区建筑及路、桥场景的分割, 改进后的动态 K 均值聚类算法和自适应动态 K 均值聚类算法的分割质量与改进前相同, 但是分割时间有一定的减少, 改进适应度函数后分割效率得到了提高.

关键词 合成孔径雷达; 图像分割; 聚类; K 均值

中图分类号: TN957 **文献标志码:** A **doi:** 10. 7523/j. issn. 2095-6134. 2016. 05. 015

SAR image segmentation based on dynamical K-means clustering algorithm

XING Tao¹, HUANG Youhong², HU Qingrong¹, LI Jun¹, WANG Guanyong¹

(1 No. 23 Institute of the Second Academy of China Aerospace, Beijing 100854, China;

2 The PLA Office in No. 23 Institute of the Second Academy of China Aerospace, Beijing 100854, China)

Abstract We present our study on SAR image segmentation based on K-means clustering. We analyze dynamical K-means clustering algorithms and improve the adaptation degree function computation method which divides the raw adaptation degree function by a direct ratio function of the sample number in clustering. Millimeter SAR image segmentation results verify that, for urban area, road, and bridge scenes segmentation, dynamical K-means clustering algorithm and adaptive dynamical K-means clustering algorithm with the improved adaptation degree function computation method have the same segmentation quality while the segmentation efficiency is higher than before.

Key words synthetic aperture radar(SAR); image segmentation; clustering; K-means

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)经过多年的发展^[1-3], 成像方面很多问题已经得到解决^[4-5]. 目前的热点和难点主要集中在新体制

雷达的信号处理^[6-8]或 SAR 图像的解译与应用研究上^[9-10].

图像分割能够从图像中提取感兴趣的信息,

^{*} 国家自然科学基金(61271417)和高分专项青年创新基金(GFZX04060103)资助

[†] 通信作者, E-mail: lmingzongyue@163.com

是从图像处理到图像分析的关键步骤. 图像分割的方法有多种,主要有基于阈值、边缘、区域、特定理论的分割方法等^[11-13].

聚类作为一种无监督的分类方法,在众多领域应用广泛^[13],例如生物学上的基因分类和动植物分类,图像处理中的分割、增强、压缩、检索等. K均值聚类算法^[14-17]是一种典型的基于划分的聚类算法,该算法思想简单、计算速度快,已经成为最常用的聚类算法之一.

本文以毫米波高分辨SAR图像为研究对象,采用K均值聚类方法对SAR图像进行分割,并对文献中的动态K均值聚类算法进行分析与改进,具体改进了每个聚类适应度函数的计算方式,即用聚类中样本数的正比函数对原始的适应度进行平均. 毫米波SAR图像城市区域、路和桥梁的分割结果验证了本文改进算法相对已有算法在分割效率上的提升.

1 当前的K均值聚类算法

K均值聚类算法的基本思路是在最小化误差函数的基础上将数据划分成K类. 算法的处理过程^[11-12]为:先指定聚类数目K及K个初始聚类中心,然后根据一定的准则将每个数据分配给最近的聚类中心.

将样本空间 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 的样本分成K类,聚类中心为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_K\}$,用 $d_{ij}(x_i, c_j)$ 表示样本 x_i 与其对应的中心 c_j 间的距离,样本空间内所有数据点与所属聚类质心距离的总和用目标函数J来表示,为

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{i \in c_j} d_{ij}(x_i, c_j). \quad (1)$$

目标函数J越小,表明聚类越紧凑,聚类越优. 当选择欧式距离作为样本 x_i 与其对应的中心 c_j 间的距离时^[12], $x_i^{(j)}$ 为属于聚类j的数据样本, n_j 为聚类j的样本个数,式(1)为

$$J = \sum_{j=1}^K J_j = \sum_{j=1}^K \left[\sum_{i \in c_j} \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \right]. \quad (2)$$

为使目标函数最小,各聚类中心为

$$c_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} x_i^{(j)}. \quad (3)$$

K均值聚类算法流程如下:

1) 初始化,输入样本集X及聚类数K,并在X中随机选取K个样本作为初始聚类中心;

2) 初始聚类;

3) 按式(3)计算新的聚类中心;

4) 重新聚类;

5) 反复进行3)、4)直至迭代结束,得到聚类结果.

称上述K均值聚类算法为基本K均值聚类算法,记为KM_Basic. KM_Basic算法理论严密,计算简单.但是聚类结果对初始聚类中心有很强的依赖性,容易收敛于局部极值点. 初始聚类中心选取不当会对聚类结果产生很大的负面影响.

文献[13]提出全局K均值聚类算法,文献[14]对全局K均值聚类算法进行研究. 全局K均值聚类算法通过迭代的方式来产生初始聚类中心,处理效率不高. 文献[12]提出动态K均值聚类算法,动态K均值聚类算法能减小对聚类中心初值的依赖,改善性能,并且运算效率也较高. 动态K均值聚类算法的适应度函数为聚类中心与属于该中心区域内的所有像素之间的欧式距离之和:

$$f(c_j) = \sum_i \|x_i - c_j\|^2. \quad (4)$$

若 $f(c_j)$ 越小,则中心 c_j 的适应度越小,聚类越紧凑. 动态K均值算法通过调整聚类来使各中心的适应度函数均衡,当适应度均衡时,认为聚类最优. 动态K均值聚类算法流程如下:

1) 给定初始聚类中心 c_j 和权值 α_0 (α_0 为常数), $\alpha_a = \alpha_b = \alpha_0$;

2) 初始聚类;

3) 根据式(4)计算每个聚类中心的适应度函数 $f(c_j)$;

4) 设 $f(*)$ 中,最大的 $f(*)$ 对应的聚类中心为 c_1 ,最小的 $f(*)$ 对应的聚类中心为 c_s . 如果 $f(c_s) < \alpha_a f(c_1)$,重新分配 c_1 聚类中的数据样本,将其中 $x_i < c_1$ 的数据样本分配给聚类 c_s ;

5) 根据式(3)计算新的聚类中心;

6) 更新阈值 $\alpha_a = \alpha_a - \alpha_a/K$, 重复3)至5),直至 $f(c_s) \geq \alpha_a f(c_1)$;

7) 按最小距离原则聚类一次;

8) 根据式(3)计算新的聚类中心;

9) 更新权值 $\alpha_a = \alpha_0$ 和 $\alpha_b = \alpha_b - \alpha_b/K$, 重复3)至8),直至 $f(c_s) \geq \alpha_b f(c_1)$.

记上述动态K均值聚类算法为KM_MKM. KM_MKM通过调整具有最大适应度函数值和最

小适应度函数值的聚类区域的样本,最终达到各区域适应度函数的均衡. KM_MKM 能减少对初始聚类中心的依赖,改善并减少陷入局部极值引起的死区中心和中心冗余问题,但该算法对孤立数据和噪声敏感的问题依然存在^[12].

KM_MKM 将最大适应度函数聚类里面的部分样本强制分配给最小适应度函数聚类区域,如果这些样本是噪声,那么具有最小适应度的聚类就将代表噪声数据,这将导致错误的分类^[12]. 基于此,文献[12]提出一种自适应动态 K 均值聚类算法,改变 KM_MKM 算法强制分配样本给具有最小适应度聚类的做法,引入最小距离原则来分配这些样本,即将待分配样本配给与这些样本最近距离的聚类区域,以此来减少噪声数据的错误分类. 自适应动态 K 均值算法记为 KM_AMKM, KM_AMKM 与 KM_MKM 流程类似,只是在步骤 4) 中将其中 $x_i < c_i$ 的数据样本按照最小距离原则分配给最近的聚类中心,而非统一分配给聚类 c_s .

2 当前算法分析与改进

KM_Basic 以 J 最小为准则迭代聚类,文献[14]的 KM_MKM 及文献[12]的 KM_AMKM 均把各 J_j 均衡作为准则进行迭代聚类. 不考虑运算效率,仅针对分割质量指标 F, F', Q 而言,在文献[12]中, KM_MKM、KM_AMKM 均优于 KM_Basic,表明“ J_j 均衡准则”大部分时候还是优于“ J 最小准则”的. 本节仍然遵循“ J_j 均衡准则”的思路,但是对该准则进行相应的改进.

根据式(4), J_j 为

$$J_j = \sum_i \|x_i - c_j\|^2. \tag{5}$$

J_j 为各聚类里面所有样本与聚类中心的欧式距离之和. J_j 组成元素里面各个部分 $\|x_i - c_j\|^2$ 均为非负的,一般而言,聚类所含样本个数越多,聚类适应度函数越大. 对于一个需要聚类的数据库来说,如果数据库中样本本质上属于几个类,且类的大小均差不多,那么 J_j 均衡准则假设比较合理. 但是如果数据库样本在本质上所属的类的样本数相差悬殊,那么可以认为,样本数较多的类的适应度函数 J_j 较大是合理的,这时再强制要求各个聚类的 J_j 均衡反而不合理. 因此,改进式(5)中 J_j 的定义,为

$$J_j = \frac{\sum_i \|x_i - c_j\|^2}{g(c_j)}, \tag{6}$$

其中, $g(c_j)$ 为与聚类 c_j 中样本个数 n_j 成正比的函数,可取 $g(c_j) = n_j$. 根据式(6)计算各聚类中心的适应度函数,然后再利用适应度函数均衡准则进行聚类,其他处理步骤与 KM_MKM 或 KM_AMKM 相同.

3 毫米波 SAR 图像分割实验

3.1 图像分割结果评价指标

除了目视判读,文献[12,15]给出如下的评价指标:

$$F(I) = \sqrt{R} \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}, \tag{7}$$

其中, I 表示原始图像, R 表示分割的区域个数, A_i 表示第 i 个区域的尺寸, e_i 表示原始图像与分割图像在第 i 个区域内每个对应像素的欧几里德距离之和.

文献[16]对式(7)进行修正,给出如下评价指标:

$$F'(I) = \frac{1}{10\,000(M \times N)} \sqrt{\sum_{A=1}^{Max} |R(A)|^{1+1/A}} \times \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}, \tag{8}$$

其中, $M \times N$ 表示图像 I 的尺寸, $R(A)$ 表示尺寸为 A 的区域数, Max 为最大尺寸的区域, $1 + 1/A$ 为加大的小区域权值.

在对过分割和分割不足充分考虑的基础上,文献[17]提出如下的分割质量评价指标:

$$Q(I) = \frac{1}{10\,000(M \times N)} \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^R \left[\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \frac{R(A_i)}{A_i} \right]^2. \tag{9}$$

本文对分割结果的评价将采用以上 3 个指标,指标数据越小,分割效果越好.

分割采用 Intel(R) Core(TM) i3 CPU 550 @ 3.20 GHz, 3.19 GHz, 2.99 GB 的内存, Microsoft Windows XP Professional Service Pack3 系统,软件采用 MATLAB 7.5.0 (R2007b),分割效率用分割所用时间来衡量.

3.2 毫米波 SAR 图像分割

分割图像为 Ka 波段 SAR 数据,分辨率 0.3 m

×0.3 m. 图 1(a) 为建筑物场景,图 1(b) 为城区场景,图 1(c) 为高架桥场景,图 1(d) 为平地道路场景,图 1(a) 和图 1(d) 大小为 600 像素 × 600 像素,图 1(b) 和图 1(c) 大小为 2 000 像素 × 2 000 像素. 表 1 为 4 个场景对应的分割指标.

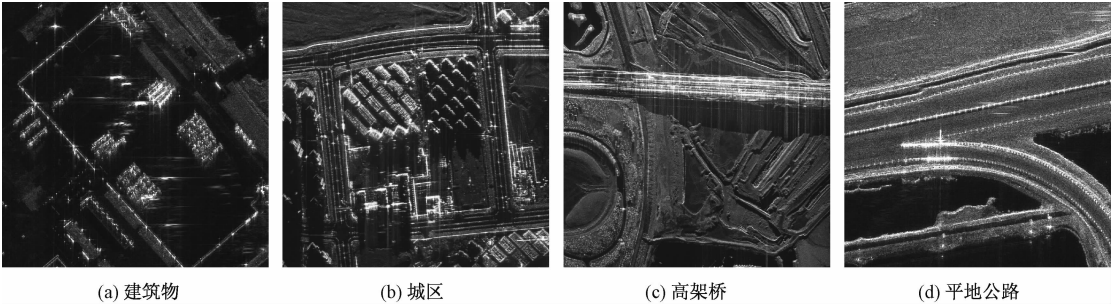


图 1 选取的分割场景
Fig.1 Selected segmental scenes

表 1 图 1 中场景分割指标
Table 1 Segmentation index of the scenes shown in Fig. 1

指标	场景	KM_Basic	改进前		改进后	
			KM_MKM	KM_AMKM	KM_MKM	KM_AMKM
时间/s	图 1(a)	4. 773 8	3. 196 9	4. 443 5	2. 553 9	3. 473 1
	图 1(b)	44. 162 4	42. 245 0	49. 371 0	26. 639 3	38. 856 8
	图 1(c)	37. 994 8	35. 994 5	46. 741 9	26. 797 9	37. 612 9
	图 1(d)	3. 307 2	3. 215 5	4. 210 1	2. 354 7	3. 360 1
	$F/1e8$	5. 300 2	4. 952 4	4. 952 4	4. 952 4	4. 952 4
	F'	0. 013 3	0. 012 4	0. 012 4	0. 012 4	0. 012 4
	$Q/1e11$	2. 589 7	2. 190 9	2. 190 9	2. 190 9	2. 190 9

表 1 中,改进适应度函数计算方法后,4 种场景下 KM_MKM、KM_AMKM 分割所用的时间均比改进前有一定的减少. 改进前后算法分割质量指标没有变化,这是由于改进前后算法基于的准则没有变化,都是“适应度函数均衡”准则,随着迭代的进行,最终聚类的结果是一样的,指标也一样.

4 结论

本文对几种 K 均值聚类算法进行分析,改进了动态 K 均值聚类算法中每个聚类适应度函数的计算方法,用样本数的正比函数对适应度函数进行一定的削弱与平均. 毫米波 SAR 图像分割实验表明,改进适应度函数计算方法前后分割指标不变,分割质量相同,但是改进后算法运算时间有所减少,分割效率得到了提高.

参考文献

[1] Ghasr M T, Case J T, Zoughi R. Novel reflectometer for millimeter-wave 3-D holographic imaging [J]. IEEE Instrumentation and Measurement Society, 2014, 63 (5) : 1 328-1 336.

[2] Fjortoft R, Gaudin J, Pourthie N, et al. KaRIn on SWOT: characteristics of near-nadir Ka-band interferometric SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(4) : 2 172-2 185.

[3] Anghel A, Vasile G, Cacoveanu R, et al. Short-range wideband FMCW radar for millimetric displacement measurements [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(9) : 5 633-5 642.

[4] Zhang S X, Xing M D, Xia X G, et al. Focus improvement of high-squint SAR based on azimuth dependence of quadratic range cell migration correction [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(1) : 150-154.

[5] Fiss J, Curless B, Szeliski R. Refocusing plenoptic images using depth-adaptive splatting [C] // Proc of IEEE International Conference on Computational Photography. 2014 : 1-9.

[6] Garren D A. Smear signature morphology of surface targets with arbitrary motion in spotlight synthetic aperture radar imagery [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2014, 8(5) : 435-448.

[7] 折小强, 仇晓兰, 韩冰, 等. 一种基于变换域的滑动聚束

SAR 调频率估计方法[J]. 雷达学报, 2014, 3(4): 419-427.

[8] 邢涛, 李军, 王冠勇, 等. 基于非均匀快速傅里叶变换的 SAR 方位向运动补偿算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(5): 1 023-1 029.

[9] 赵冠雄, 沈汀. 高分辨率 SAR 图像桥梁自动提取算法[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(8): 2 793-2 797.

[10] 陈祥, 孙俊, 尹奎英, 等. 基于 Otsu 与海域统计特性的 SAR 图像海陆分割算法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(4): 603-608.

[11] 张新野. 基于聚类分析的图像分割方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2012.

[12] 梁烨炜. K-均值聚类算法的改进及其应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2012.

[13] Sulaiman S N, Isa N A M. Adaptive fuzzy-K-means clustering algorithm for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(14): 2 661-2 668.

[14] 赵丽. 全局 K-均值聚类算法研究与改进[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.

[15] Likas, Vlassis M, Verbeek J. The global k-means clustering algorithm [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 451-461.

[16] Mashor M Y. Hybrid training algorithm for RBF network[J]. International Journal of the Computer, 2000, 8(2): 50-65.

[17] Borsotti M, Campadelli P, Schettini R. Quantitative evaluation of color image segmentation results [J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(8): 741-747.