

文章编号: 2095-4980(2021)05-0905-05

一种改进的舰船合成孔径雷达图像分割方法

段明义, 卢印举*, 张 文

(郑州工程技术学院 信息工程学院, 河南 郑州 450044)

摘 要: 针对舰船合成孔径雷达(SAR)图像识别中的图像分割问题, 运用数理统计领域的方法, 以舰船合成孔径雷达图像为研究对象, 在深入分析经典K-Means聚类算法以及高斯混合模型之后, 提出一个改进的高斯混合模型, 用来对舰船合成孔径雷达图像进行分割。该方法采用马氏距离对经典K-Means方法进行改进, 同时, 将传统高斯混合模型的每一个概率分布, 进一步再细分成单个的概率成分, 在辅助变量计算过程中, 采用梯度上升算法。仿真实验结果显示, 研究得到了比使用经典K-Means算法和普通高斯混合模型的分割方法精确度更高、稳定性更好的分割结果。

关键词: 舰船 SAR 图像; 马氏距离; 高斯混合模型; 梯度上升算法

中图分类号: TP79; U665

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020127

An improved ship synthetic aperture radar image segmentation method

DUAN Mingyi, LU Yinju*, ZHANG Wen

(College of Information and Engineering, Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou Henan 450044, China)

Abstract: Aiming at the image segmentation problem in ship Synthetic Aperture Radar(SAR) image recognition, the method of mathematical statistics is utilized to study the ship SAR image. After analyzing classical K-Means clustering algorithm and Gaussian Mixture Model(GMM), an improved Gaussian mixture model is proposed to segment ship synthetic aperture radar images. The method adopts the Mahalanobis distance to improve classical K-Means method. At the same time, each probability distribution of traditional GMM is further subdivided into individual probability components. In the calculation of auxiliary variables, a gradient ascent algorithm is applied. The experimental results show that the segmentation results obtained by this study are more accurate and more stable than the segmentation method using the classic K-Means algorithm and ordinary Gaussian mixture model.

Keywords: ship SAR image; Mahalanobis distance; Gaussian Mixture Model; gradient ascent algorithm

图像分割是一项重要的图像处理技术, 其目的是将一副图像划分成不相交区域, 区域之间界限明显, 区域内像素具有相似性^[1]。舰船合成孔径雷达(SAR)图像分割是为了将舰船从背景图案中分离出来, 从而达到目标检测、识别的目的。如何能够进行高质量的、自动的图像分割, 具有重要的意义, 同时也是目前研究的一个难点^[2]。

舰船 SAR 图像特征数据分布不是高斯分布, 但可利用高斯模型近似拟合。对于多个数据的模拟, 需要将多个高斯模型根据权值系数结合在一起, 即高斯混合模型(GMM)^[3]。K-Means 是目前在图像分割领域已经广泛应用的一种聚类划分方法^[4]。

在本文中, 为了分割舰船 SAR 图像, 将舰船 SAR 图像像素点集架构为多层次高斯混合模型(Multi-Level Gaussian Mixture Model, ML_GMM), 与传统方法不同的是, 该方法采用改进的 K-Means 算法以更好地适应舰船 SAR 图像, 同时, 根据混合模型多重分解的思想^[5], 提出多级混合模型方法, 将传统混合模型的每一个概率分布, 进一步再细分成单个的概率成分, 最后, 利用梯度方法^[2], 估算出未知参数的值, 在得到感兴趣样本的混合模型分布后, 确定像素所属分类, 完成舰船 SAR 图像分割。

收稿日期: 2020-03-26; 修回日期: 2020-08-17

基金项目: 河南省科技攻关计划资助项目(192102210120; 202102210369); 郑州市科技局基础研究及应用基础研究资助项目(zkz202103; zkz202105)

*通信作者: 卢印举 email:luyinju2003@163.com

1 方法

1.1 改进的 K-Means 算法

K-Means 聚类算法是一种无监督学习方法，主要是通过式(1)的误差平方和准则函数来进行相似度判断：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - m_i\|^2 \quad (1)$$

式中： E 为样本数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 中所有数据的误差平方和； x_j 为样本数据； C_i 为类； m_i 为其均值。

在聚类过程中距离测度是一个很重要的依据，这对舰船 SAR 图像的分割起重要作用。本文采用与一般欧式距离不一样的马氏距离^[6]。欧式距离通过计算空间距离来作为测度，马氏距离通过协方差距离来作为测度。协方差用来反映 2 个变量间的总体误差，对一个协方差矩阵为 Σ 的样本集 x_{ij} ，样本 x_{cj} 与 x_{dj} 之间的马氏距离 $D_M(x)$ 为 $\sqrt{(x_{cj} - x_{dj})^T \Sigma^{-1} (x_{cj} - x_{dj})}$ 。考虑到每个数据对距离的贡献，欧氏距离将每个数据平等对待，该方法简单，但这也是其明显的缺陷，该测度方法易受量纲的影响，而马氏距离正好可以克服该缺点。这更加满足舰船 SAR 图像的特征，本文所提出的舰船 SAR 图像分割算法采用马氏距离来测量样本相似度。

1.2 高斯混合模型

本文中，使用如下高斯模型^[3]来作为舰船 SAR 图像分割的工具：

$$N(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \det(\Sigma)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)\right) \quad (2)$$

式中：期望矩阵 μ 为 d 维向量；方差-协方差矩阵 Σ 为一个 $d \times d$ 的矩阵； $\det(\cdot)$ 为行列式。

如果在不同的聚类中，都存在同一个类中的模式，这种情况下，是不适合利用单个的高斯模型去近似条件分布的。近似此类条件分布，高斯混合模型更适合，该模型由 m 个高斯模型根据 $\{w_l\}_{l=1}^m$ 加权线性组合而成：

$$q(x; \theta) = \sum_{l=1}^m w_l N(x; \mu_l, \Sigma_l) \quad (3)$$

式中：参数 θ 为 $(w_1, w_2, \dots, w_m, \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m, \Sigma_1, \Sigma_2, \dots, \Sigma_m)$ ； $\{w_l\}_{l=1}^m$ 需要满足： $w_1, w_2, \dots, w_m \geq 0$ 且 $\sum_{l=1}^m w_l = 1$ 。

本文在普通高斯混合模型的基础上，将 m 个概率分布进一步细分，每一个分布细分为 n 个成分：

$$q(x_i; \theta) = \sum_{j=1}^m v_j \sum_{r=1}^n w_{j,r} f_x(x_i; \theta_{j,r}) \quad (4)$$

对于高斯模型：

$$f_x(x_i; \theta_{j,r}) = N_x(x_i; \mu_{j,r}, \Sigma_{j,r}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \det(\Sigma_{j,r})^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_{j,r})^T \Sigma_{j,r}^{-1} (x - \mu_{j,r})\right) \quad (5)$$

式中： $\theta_{j,r} = (\mu_{j,r}, \Sigma_{j,r})$ ；参数集 $\theta = (\mu_{1,1}, \dots, \mu_{j,r}, \Sigma_{1,1}, \dots, \Sigma_{j,r})$ ； $v_j, w_{j,r}$ 为权重，分别表示属于第 j 个类别成分，以及其中第 r 个分布的权重。

在此，已经获得了采集到的样本数据的概率密度表达形式，对其中的未知参数 θ 的求解，可以借助于梯度方法，从而最终得到感兴趣样本的混合分布模型。

1.3 梯度上升算法

梯度方法是一种比较通用和简单的优化方法，它通过不停地迭代更新参数的方法来使得目标函数的梯度升高或者降低^[3]，其执行过程如下：

- 1) 给解 $\hat{\theta}$ 以适当的初值；
- 2) 对于选定的初值，计算出对数似然 $\log L(\theta)$ 的梯度： $\frac{\partial}{\partial \theta} \log L(\theta) |_{\theta=\hat{\theta}}$ ；
- 3) 采用梯度上升的方式，对参数进行更新： $\hat{\theta} \leftarrow \hat{\theta} + \varepsilon \frac{\partial}{\partial \theta} \log L(\theta) |_{\theta=\hat{\theta}}$ ；
- 4) 重复上述 2)~3) 步的计算直到解 $\hat{\theta}$ 达到收敛精确度为止。

为了减轻只能找到一个局部最优解的问题，实际上，一般设置不同的初始值，多次运行梯度算法，根据最好的解来选择一个初始值。得到样本的分布模型后，利用贝叶斯定理，即可计算后验概率：

$$q(j; x_i, \theta) = \frac{\sum_{r=1}^n v_j w_{j,r} f_x(x_i; \theta_{j,r})}{\sum_{j=1}^m v_j \sum_{r=1}^n w_{j,r} f_x(x_i; \theta_{j,r})} \quad (6)$$

然后，利用最大后验准则^[7]，根据每一个像素的后验概率，将像素 x_i 进行归类以完成舰船 SAR 图像分割。为了验证该方法的有效性，采用含有 5 个高斯分量的混合模型来进行仿真，各分量混合系数为 (0.01,0.34,0.01,0.63,0.01)，仿真结果如图 1 所示。有 3 个分量混合系数几乎为 0，经过 20 次迭代后，算法收敛，最终只保留了 2 个分量，如图 1(d)所示。

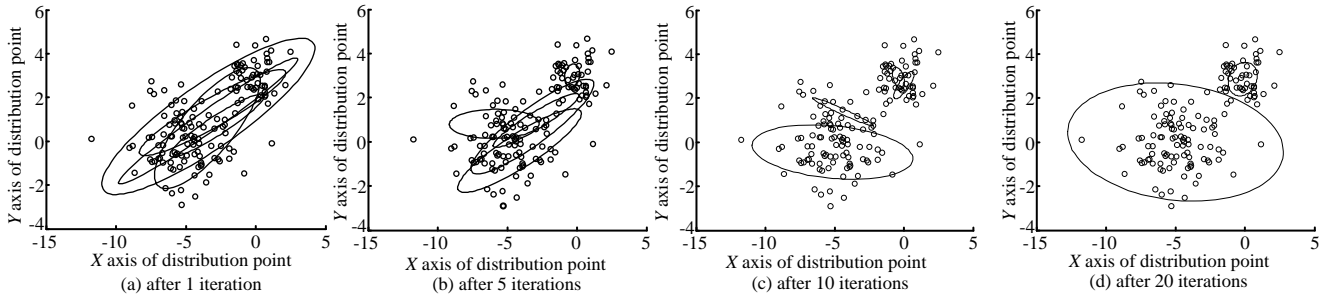


Fig.1 Simulation results of five Gaussian components
图 1 5 个高斯分量仿真结果图

2 实验结果与分析

2.1 分割效果评价准则

实验部分主要验证本文所提出算法的性能，从两方面来衡量。

1) 峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR):

$$PSNR = 10 \lg \left[(2^n - 1)^2 / MSE_{X,Y} \right] \quad (7)$$

式中 n 为图像中像素比特数，一般取值 8。对于图像 X, Y ，若一个为另一个的噪声近似，则 $MSE_{X,Y}$ 表示两者间的灰度均方误差。

2) 分割正确率(Segmentation Correct Rate, SCR):

$$SCR = \frac{\sum_{i=1}^L n_i}{N} \quad (8)$$

式中 N, n_i 分别表示像素数目和标号为 i 的区域中正确分割的像素数目。

2.2 实验结果与分析

为了验证本文所提出的分割算法，构建以 Matlab2012b 为基础的测试环境。硬件平台主要指标为：8 GB 内存和英特尔酷睿 3.2 GHz CPU。实验主要在合成图像和实际舰船 SAR 图像上进行，以验证算法运行效果。本文方法为多层次高斯混合模型(ML_GMM)，对比算法包括普通 K-Means 算法(KM)^[8]和传统高斯混合模型法(GMM)。合成图像在文献[9]中图像基础上进一步制作而成，SAR 图像来自 NWPU-RESISC45 数据集^[10]。

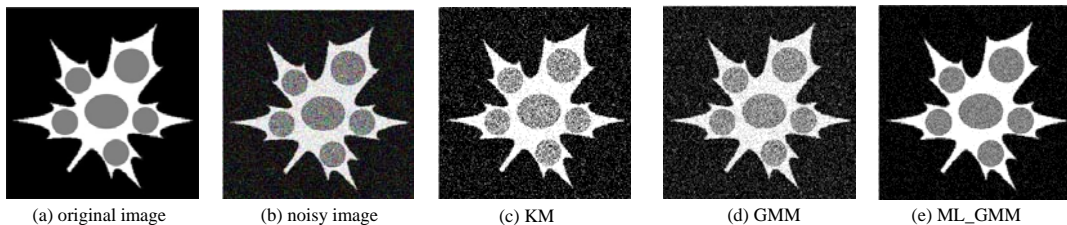


Fig.2 Comparison of synthetic image segmentation results
图 2 合成图像分割结果对比

2.2.1 合成图像

图 2(a)为合成图像原图，图 2(b)为添加高斯噪声(均值 0，方差 0.05)的图像，图 2(c)~(e)为运行各算法的分割结果。分割背景为纯黑色图案，分割目标为枫叶和枫叶中的圆形、椭圆形图案。

从图 2 可以看出，3 种算法都能够将各个区域的轮廓分割出来。普通 K-Means 算法(KM)分割出来的图像，

灰色圆形、椭圆形区域的内部和边界较粗糙，分割效果不理想。传统高斯混合模型法(GMM)分割出来的区域，较前者轮廓清晰，但整个图中间的白色区域存在较多的噪声。本文方法(ML_GMM)分割的结果，不但轮廓较两者清晰，而且每个区域的噪声较少，说明本文算法较对比算法有更强的抗噪性。表 1 为不同数目概率成分下的测试结果，其中测试准则 D_{KL}, D_{KS} 定义见文献[5]。

表 1 不同数目概率成分对比结果
Table 1 Comparison results of different number probability components

number of probability components	$D_{KL}/(10^{-5})$	D_{KS}
2	6.11	0.011 3
3	4.74	0.008 1
4	4.15	0.007 7
5	3.34	0.005 2
6	3.04	0.004 4

图 3 为算法运行时的收敛过程曲线，精确度为 1.0×10^{-5} 。从图 3 可以看出，在采用梯度上升方式对参数进行更新时，前 10 次迭代，算法不稳定，经过 20 次迭代后，算法趋于稳定，收敛到最终解。

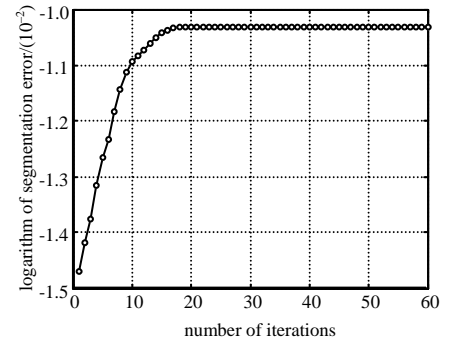


Fig.3 Algorithm convergence process
图 3 算法收敛过程

为了验证不同级别的噪声对本文算法的影响，对合成图像添加均值 0，方差分别为 0.01,0.03,0.05,0.07,0.09 的高斯噪声，运行本文算法和对比算法，各噪声下 PSNR 和 SCR 曲线对比结果如图 4 所示，图 4 结果表明，随着高斯噪声方差的增大，3 种算法 2 个衡量指标 (PSNR 和 SCR)都随之降低，这说明噪声对算法是有影响的。本文算法 PSNR 的值从 44.1 下降至 39.42,SCR 的值从 95.1%下降至 85.2%，与普通 K-Means 算法(KM)和传统高斯混合模型法(GMM)相比较，2 条曲线下下降趋势比较平缓，这说明本文算法抗噪性强。

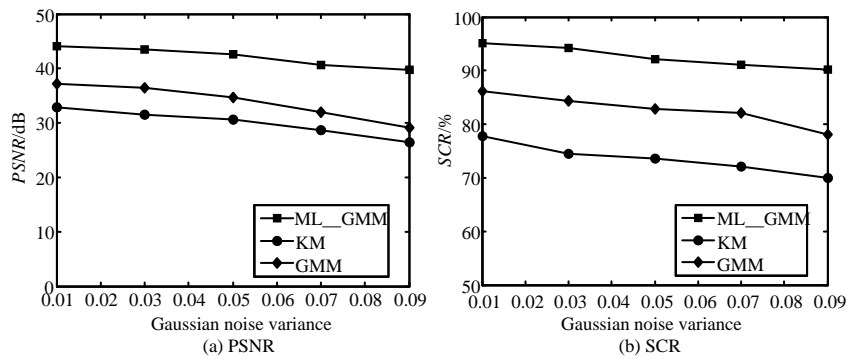


Fig.4 Comparison of noise immunity performance
图 4 抗噪性能对比图

2.2.2 实际舰船 SAR 图像

原始图像如图 5(a)所示，运行各算法得到图 5(b)~(d)所示的结果。分割结果(图 5(b)~(d))表明，普通 K-Means 算法(KM)分割的图像中，整个图像清晰度不够，很多细节都没有显示出来，比如舰船甲板部分。栈桥虽然也能与别的部分区分开，但非常不清晰。传统高斯混合模型法(GMM)分割的图像，与普通 K-Means 算法(KM)分割的图像相比，图像更清晰，主要表现在细节，甲板上的建筑物轮廓很清晰。同时，对上方背景海浪的处理，也更接近原图。本文方法(ML_GMM)分割的结果中，噪声点比较少，图像比高斯混合模型法(GMM)分割的图像更加细腻，比如甲板上建筑物以及建筑物的阴影，都与原图非常接近。

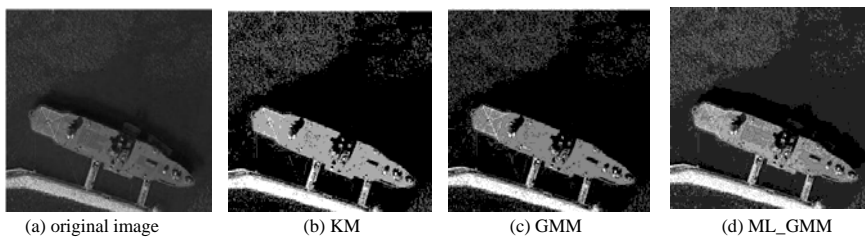


Fig.5 Ship SAR image segmentation results
图 5 舰船 SAR 图像分割结果

定量对比结果如表 2 所示。分析表 2 可得出，本文算法 ML_GMM 的 2 项评价指标分割准确率和信噪比都优于其他方法，但其在运行时间方面不是最优的。这主要是因为该方法相对于普通 K-Means 算法(KM)和传统高斯混合模型法(GMM)来说，使用了 K-Means 与 GMM 相结合的方法，同时又对普通 K-Means 和 GMM 分别进行

改进以对图像特征数据进行拟合,增加了算法的复杂度,在达到良好分割效果的同时,增加了运行时间。实验结果表明,本文算法分割图像效果好,抗噪能力强。

3 结论

本研究针对舰船 SAR 图像检测问题,提出了一种新的舰船 SAR 图像分割方法。该方法在采用梯度上升算法的基础上,从两方面进行改进:采用了改进的 K-Means 算法,使算法更加适应于舰船 SAR 图像的特征;提出多级混合模型方法,将传统 GMM 的每一个概率分布,进一步再细分成单个的概率成分,从而提高图像分割的效果。通过以上 2 个方面的改进,本研究得到了比使用传统 K-Means 算法和普通 GMM 的分割方法抗噪能力更强、精确度更高、效果更好的分割结果。

参考文献:

- [1] 陈强. 基于聚类技术的多阈值图像分割技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(4):715-718. (CHEN Qiang. Multi-threshold image segmentation based on clustering method[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(4):715-718.) doi:10.11805/TKYDA201804.0715.
- [2] 樊庆聚,蔡正谊,冷祥光,等. 一种结合空间信息的星载 SAR 图像舰船目标检测算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(6):972-977. (FAN Qingju,CAI Zhengyi,LENG Xiangguang,et al. A ship detection method from spaceborne SAR imagery combined with spatial information[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(6):972-977.) doi:10.11805/TKYDA201706.0972.
- [3] 杉山将(日). 统计机器学习导论(英文版)[M]. 北京:机械工业出版社, 2017. (MASASHI S. Introduction to statistical machine learning[M]. Beijing:China Machine Press, 2017.)
- [4] 邢涛,黄友红,胡庆荣,等. 基于动态 K 均值聚类算法的 SAR 图像分割[J]. 中国科学院大学学报, 2016,33(5):674-678. (XING Tao,HUANG Youhong,HU Qingrong,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.) doi:10.7523/j.issn.2095-6134.2016.05.015.
- [5] VEGAS-SANCHEZ-FERRERO G,SEABRA J,RODRI-GUEZ-LEOR O,et al. Gamma mixture classifier for plaque detection in intravascular ultrasonic images[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, 2014,61(1): 44-61. doi:10.1109/TUFFC.2014.6689775.
- [6] 赵泉华,李晓丽,赵雪梅,等. 结合马氏距离的区域化模糊聚类遥感图像分割[J]. 中国矿业大学学报, 2017,46(1): 222-228. (ZHAO Quanhua,LI Xiaoli,ZHAO Xuemei,et al. Remote sensing image segmentation algorithm with regional fuzzy cluster and Mahalanobis distance[J]. Journal of China University of Mining & Technolog, 2017,46(1):222-228.) doi:10.13247/j.cnki.jcumt.000636.
- [7] LI Y,TAN R T,GUO X,et al. Rain streak removal using layer priors[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Las Vegas,USA:IEEE, 2016:27-30. doi:10.1109/CVPR.2016.299.
- [8] 马俊宏,武丽芬. 一种改进的加速 K 均值聚类算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019,17(5):885-891,897. (MA Junhong,WU Lifen. An improved accelerated K means clustering algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(5):885-891,897.) doi:10.11805/TKYDA201905.0885.
- [9] THANH M N,WU Q M. Robust student's-t mixture model with spatial constraints and its application in medical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012,31(1):103-116. doi:10.1109/TMI.2011.2165342.
- [10] CHENG G,HAN J,LU X. Remote sensing image scene classification: benchmark and state of the art[J]. Proceedings of the IEEE, 2017,105(10):1865-1883. doi:10.1109/JPROC.2017.2675998.

作者简介:

段明义(1978-),男,郑州市人,硕士,副教授,主要研究方向为数字图像处理、数据挖掘。email:duanmingyi@126.com.

卢印举(1976-),男,江苏省新沂市人,在读博士研究生,副教授,主要研究方向为数字图像处理、电子测控技术。

张 文(1968-),女,江苏省扬州市人,硕士,教授,主要研究方向为数字图像处理、数据库理论。

表 2 定量对比结果

Table2 Quantitative comparison results			
	SCR/(%)	PSNR/dB	t/s
KM	44.7	30.23	243.87
GMM	78.1	39.94	398.13
ML_GMM	92.1	42.56	456.82