

利用高斯混合模型的 SAR 图像目标 CFAR 检测新方法

张军 田昊 黄英君

(国防科技大学信息系统与管理学院,长沙 410073)

摘要 SAR(合成孔径雷达)图像杂波分布模型种类繁多且对实际地物的建模能力有限。在使用基于杂波统计模型的CFAR(恒虚警率)算法对SAR图像进行目标检测时,杂波统计模型的失配会导致检测结果产生较大的CFAR损失,算法精度不高。提出了一种基于高斯混合模型的CFAR检测新方法。该方法以理论上可以拟合任意形状概率密度分布的高斯混合模型对实际SAR图像的背景杂波进行拟合,利用拟合后得到的分布模型,根据CFAR检测的原理推导出目标检测阈值的计算公式完成目标的检测。新方法对服从不同分布模型的背景杂波,使用形式上统一的模型进行描述,克服了CFAR检测高度依赖背景杂波分布的缺点,提高了CFAR的通用性。实验结果表明,即使在背景杂波类型未知的情况下,新方法依然得到了良好的目标检测效果。

关键词 高斯混合模型 恒虚警率 目标检测 SAR图像

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)01-0019-06

A Novel CFAR Algorithm for Detecting Targets in SAR Images Using Gaussian Mixture Model

ZHANG Jun, TIAN Hao, HUANG Ying-Jun

(School of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Clutters in SAR (synthetic aperture radar) image is various and complex. So different kinds of distribution models should be used for CFAR (constant false alarm rate) based target detection of airborne SAR images, which increases the difficulties and complexities of automatic target detection. Gaussian mixture model (GMM) is an extension to Gaussian probability density function. Theoretically, it can approximate any distribution smoothly. In this paper, clutter distributions of SAR image are estimated using the GMM. And a novel CFAR threshold expression was proposed. Describing different clutter distributions with one uniform model, the proposed CFAR detector is more universal since it is less dependent on clutter distributions. The experimental results show that, even though the clutter distributions are unknown, the proposed technique still has a nice performance.

Keywords GMM (Gaussian mixture model), CFAR (constant false alarm rate), target detection, SAR

1 引言

随着雷达成像技术的完善,分辨率的提高,SAR(合成孔径雷达)图像已经广泛应用于军事、工业等各个领域。其中,SAR图像中的目标自动检测是一

个主要研究方向。到目前为止,已经提出了很多的SAR图像目标的检测算法^[1-8]。在这些算法中,CFAR(恒虚警率)类算法由于其简洁的运算、恒定的虚警概率、阈值确定的自适应等特点,成为目前研究最多、应用最为广泛的一类算法。本质上,CFAR是一种根据杂波统计特性在给定虚警概率的条件下

收稿日期:2007-07-09;改回日期:2007-12-27

第一作者简介:张军(1975~),女,副教授。2008年于国防科技大学获控制科学与工程专业博士学位。主要研究方向为多媒体信息系统、数字图像处理、信号处理等。发表相关论文20余篇。E-mail: aiya0215@hotmail.com

自适应获取检测阈值的技术。杂波分布模型对实际杂波统计特性描述的准确性在很大程度上影响 CFAR 检测的精度。

各国研究者们已经发展了很多用于描述 SAR 图像的杂波模型。典型的如高斯分布、Rayleigh 分布、Weibull 分布、Gamma 分布、K 分布、对数正态分布以及 β' 分布等。基于这些分布进行目标检测的 CFAR 算法设计遇到的主要问题是：

(1) 算法精度方面 目标检测面临的杂波环境千变万化,地物种类多样,现有的杂波统计模型对实际地物的建模能力有限,检测的过程中往往会出现实际的杂波环境统计特性和预先假设的杂波分布不一致,模型的失配导致相应的 CFAR 算法丧失恒虚警能力,产生较大的 CFAR 损失,算法精度不高;

(2) 算法效率方面 基于不同杂波分布设计 CFAR 算法,CFAR 阈值的求解不同。实际的目标检测过程一般是对于每个像素,根据其区域周围的杂波的统计特性来选择一种最好的已知分布,进而求取该分布下检测的阈值,通过和待测像素值的比较完成检测。因此,对于整幅 SAR 图像的目标检测,像素在遍历的过程中都要重复上述的选择分布和求取阈值的过程,操作繁琐,算法的效率不高。

致力于解决已有 CFAR 检测算法存在的问题,提出了一种基于高斯混合模型(GMM)的 CFAR 检测方法。在背景杂波分布未知的情况下,利用高斯混合模型能够平滑拟合任意形状密度分布^[15]的特点,对背景杂波的分布进行拟合,并用 EM(期望最大)算法进行参数估计,在此基础上得到近似的背景杂波分布,利用这个拟合的近似分布进行恒虚警率处理,推导出目标检测的阈值,实现 CFAR 检测。

2 高斯混合模型及其 EM 求解

高斯混合模型^[9-11]是对单一高斯概率密度函数的扩展和延伸。其理论上能够平滑地近似任意形状的分布,可以用它对不同背景的分布进行统一形式的描述。

对于一组观测数据集 $\mathbf{X} = \{x_1, \dots, x_N\}$ 中的单个采样 x_i ,其 M 阶的高斯混合模型可表述如下:

$$P(x_i | \Theta) = \sum_{m=1}^M w_m p_m(x_i | \theta_m) \quad (1)$$

式中, w_m 是第 m 个混合分量的权值, $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M)$ 是各个混合分量的参数矢量, P 是由 $\theta_m = (\mu_m,$

$\Sigma_m)$ 确定的高斯密度函数, μ_m, Σ_m 分别为均值和方差。

一般地,在分布函数已知,而所估计的参数是非随机的未知常量时,通过使分布密度函数最大化来求得参数的值,即所谓的极大似然估计:

$$P(\mathbf{X} | \Theta) = \prod_{i=1}^N P(x_i | \Theta) = L(\Theta | \mathbf{X}) \quad (2)$$

$L(\Theta | \mathbf{X})$ 即似然函数,这里所要找的就是使 L 最大化的参数 Θ ,即找到

$$\Theta^* = \arg \max_{\Theta} L(\Theta | \mathbf{X}) \quad (3)$$

通常可以使用对数似然函数来求解式(3)。但对于高斯分布,若用对参数求偏导的方法求解式(3)的极大值,会得到有多个根的超越方程,求解非常困难。造成这种困难的主要原因是先验知识的缺乏,我们需要更加强大的算法来解决这个问题,EM 算法就是这样一种方法。

EM 算法是一种当观察数据不完备时,求解极大似然估计的方法^[10]。“不完备数据”主要有两种情况:一种是由观测过程本身的限制或者错误造成的观测数据有错误的“不完备”数据;另一种是在对似然函数优化产生困难的时候,引入额外的参数(丢失或隐藏的)后,可以使问题简单化,从而定义原始数据加上额外的参数构成“完备数据”,相应地,原始观测数据就成为“不完备数据”。实际中,第 2 种情况更为常见^[10]。

如前所述,假设 \mathbf{X} 是一组观测数据集,称为“不完备数据”,如果引入额外的参数(丢失或隐藏的数据) \mathbf{Y} ,定义数据集 $\mathbf{Z} = \{\mathbf{X}, \mathbf{Y}\}$,那么,前述式(2)表示的就是“不完备数据的似然函数”,而相应的“完备数据的似然函数”为

$$L(\Theta | \mathbf{Z}) = L(\Theta | \mathbf{X}, \mathbf{Y}) = P(\mathbf{X}, \mathbf{Y} | \Theta) \quad (4)$$

EM 算法的基本思路,就是对于式(4),把 \mathbf{X} 和 Θ 看作是固定的,以 \mathbf{Y} 为自变量的函数,寻找其对数似然函数的期望。EM 算法有两个迭代步骤:

E-Step:

$$Q(\Theta, \Theta^{(t)}) = E[\log P(\mathbf{X}, \mathbf{Y} | \Theta) | \mathbf{X}, \Theta^{(t)}] \quad (5)$$

M-Step:

$$\Theta^{(t+1)} = \arg \max_{\Theta} Q(\Theta, \Theta^{(t)}) \quad (6)$$

根据上面的讨论,对于高斯混合模型来说,引入丢失数据 \mathbf{Y} ,并将其看作随机矢量,得到其概率密度表达式后可推导出 EM 算法求解高斯混合模型的迭代公式为

$$\begin{cases} w_m^{(t)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^{(t)}) \\ \mu_m^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^{(t)}) x_i}{\sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^{(t)})} \\ \sum_m^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^{(t)}) (x_i - \mu_m^{(t+1)})^T (x_i - \mu_m^{(t+1)})}{\sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^{(t)})} \end{cases} \quad (7)$$

$$p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^{(t)}) = \frac{w_m^{(t)} p_m(x_i | \boldsymbol{\theta}^{(t)})}{\sum_{j=1}^M w_j^{(t)} p_j(x_i | \boldsymbol{\theta}^{(t)})}$$

3 基于高斯混合模型的 CFAR

3.1 CFAR 基本原理

CFAR 检测是雷达自动目标检测的一个重要组成部分,某种程度上可以看作是一种自适应的阈值检测技术,在背景杂波确定的情况下,通过保持一定的恒虚警率来进行目标检测。

CFAR 检测技术的关键是确定自适应的阈值,假设 $p(x)$ 为雷达背景杂波分布模型的概率密度函数,令 $F(x) = \int_0^x p(t) dt$ 。显然, $F(x)$ 在 $[0, +\infty)$ 上是递增函数,通过求解方程

$$P_{fa} = \int_I^\infty p(x) dx \quad (8)$$

可以得到阈值 I , 其中 P_{fa} 为虚警概率。传统的 CFAR 方法主要是处理 1 维雷达信号的,在用其对 SAR 图像进行处理时,一般采用对图像取一个滑窗的方法进行遍历处理:滑窗中心的像素作为测试点 CUT(cell under test),用滑窗周围的像素来进行杂波分布估计,在固定的恒虚警率下完成目标检测。

3.2 基于 GMM 的 CFAR 检测方法

由前面的分析可以看出,CFAR 检测技术高度依赖于背景杂波的分布,当要求的虚警概率恒定时,检测阈值会随着杂波分布 $p(x)$ 的变化而变化。SAR 工作时的杂波环境非常复杂,在对存在于不同杂波环境中的不同目标进行检测时,首先需要对杂波进行分析,假设其服从某种类型的分布,然后根据杂波分布由 CFAR 的原理求解出检测阈值的解析式,完成 CFAR 检测。然而,在对 SAR 图像的杂波

分布进行假设时,不但需要对图像进行分析,而且需要大量用到人的经验知识;同时,在对阈值的解析式进行求解时,也可能会遇到无法求解的问题。这样无形中增加了 SAR 图像 CFAR 检测的复杂度。为此,希望能够用一种形式上相对稳定的分布对不同类型的背景杂波进行描述,并在此基础上推导出一个较为固定的检测阈值解析式,以减少 CFAR 检测的复杂度,并提高其通用性。本文选择了高斯混合模型来对背景杂波进行描述,并推导出基于高斯混合模型的 CFAR 检测阈值解析式。

设一幅 SAR 图像中每个像素的幅值为 x_i ,则该幅图像用高斯混合模型拟合为

$$p(x_i | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{m=1}^M w_m p_m(x_i | \theta_i) \quad (9)$$

式中, w_m 是第 m 个混合分量的权值, $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M)$, 是各混合分量的参数矢量, p 是由 $\theta_i = (\mu_i, \sigma_i)$ 确定的高斯密度函数, μ_i, σ_i 分别为均值和方差。

设要求的虚警概率为 P_{fa} , 根据 CFAR 原理,可以得到由高斯混合分布模型描述的杂波背景上检测阈值和虚警概率的关系:

$$P_{fa} = \int_I^\infty \left\{ \sum_{m=1}^M w_m \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right] \right\} dx \quad (10)$$

若随机变量 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 可以证明, X 的线性函数 $Y = aX + b (a \neq 0)$ 也服从正态分布,且有 $Y = aX + b \sim N(a\mu + b, (a\sigma)^2)$ [8]。

可知,

$$w_m \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right] \sim N(w_m \mu_m, (w_m \sigma_m)^2)$$

若 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) (i = 1, 2, \dots, n)$, 且它们相互独立,则它们的和 $Z = X_1 + X_2 + \dots + X_n$ 仍然服从正态分布,且有 $Z \sim N(\mu_1 + \mu_2 + \dots + \mu_n, \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2)$ 。即有限个相互独立的正态随机变量的线性组合仍然服从正态分布 [8]。

假设图像中各个像素的幅度值相互独立,由上可知, $\sum_{m=1}^M w_m \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right]$ 依然服从正态分布,即

$$\sum_{m=1}^M w_m \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right] \sim N(w_1 \mu_1 +$$

$$w_2\mu_2 + \cdots + w_m\mu_m, (w_1\sigma_1)^2 + (w_2\sigma_2)^2 + \cdots + (w_m\sigma_m)^2$$

则式(10)可以写为

$$P_{fa} = \int_I^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}} \cdot \exp\left[-\frac{\left(x_i - \sum_{m=1}^M w_m\mu_m\right)^2}{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}\right] dx \quad (11)$$

$$\text{设 } y_i = \frac{x_i - \sum_{m=1}^M w_m\mu_m}{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2},$$

得到

$$P_{fa} = \int_I^\infty \frac{I - \sum_{m=1}^M w_m\mu_m}{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2} \frac{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}{\sqrt{2\pi \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}} \cdot e^{-y^2} dx \quad (12)$$

$$\text{设 } \frac{I - \sum_{m=1}^M w_m\mu_m}{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2} = t,$$

得到

$$P_{fa} = \frac{\sqrt{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}}{2} \cdot \operatorname{erfc}(t) \quad (13)$$

式中, $\operatorname{erfc}(t) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_t^\infty e^{-y^2} dy$, 为误差函数补函数。

则有

$$t = \operatorname{erfc}^{-1}\left(\frac{2 \cdot P_{fa}}{\sqrt{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}}\right) \quad (14)$$

最后得到检测阈值的解析式

$$I = \sum_{m=1}^M w_m\mu_m + 2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2 \cdot \operatorname{erfc}^{-1}\left(\frac{2 \cdot P_{fa}}{\sqrt{2 \cdot \sum_{m=1}^M (w_m\sigma_m)^2}}\right) \quad (15)$$

式中, μ_m, σ_m 分别为第 m 个高斯混合模型分量的均值和方差, 可由前面的 EM 算法迭代收敛后得到。

最后, 由判决准则 $\begin{cases} x_i \geq I, \text{ 判决有目标存在} \\ x_i \leq I, \text{ 判决目标不存在} \end{cases}$ 得

到目标检测结果。

4 实验结果

为了验证本文方法的有效性, 在 MATLAB 7.0 环境下进行仿真实验。实验对 3 幅不同类型的 SAR 图像进行了 CFAR 检测。第 1 幅图是由美国 Sandia 国家实验室的 16.8 GHz 机载 miniSAR 获取的 M47 坦克目标队列 4 英寸分辨率的图像, 如图 1(a) 所示; 第 2 幅图像同样是由 miniSAR 获取的位于美国 Kirtland 空军基地的若干典型目标 (M47 坦克、装甲车、榴弹炮等) 的原比例大小模型 1 英尺分辨率的图像, 如图 1(d) 所示; 第 3 幅图则是某一重要政治目标建筑群的 SAR 图像, 如图 1(g) 所示。3 幅图像分别代表了存在杂波边缘的目标图像、均匀背景的目标图像, 以及不均匀背景的建筑群目标图像。

对这 3 幅图像分别用一个三混合分量的高斯混合模型 (这里需要说明一下, 在多次实验过程中我们发现, 一般情况下, 使用 3 个混合分量的高斯混合模型就可以较好地对大部分杂波分布进行拟合, 为了减少计算复杂度并减少检测时间, 使用 3 个混合分量的高斯混合模型进行杂波拟合) 对其杂波分布进行拟合, 这个过程实际上也就是利用 EM 算法对高斯混合模型进行参数估计的过程。对 3 幅图分布拟合的结果如图 2 所示 (需要说明的是, 为充分揭示拟合的细节, 这里采用的是幅度数据, 拟合对应的为高斯混合分布的幅度形式)。得到相应的参数后, 利用本文方法计算出相应的检测阈值 (各图中的垂直线即为相应的检测阈值)。其中, 虚警概率取 10^{-5} 。最后, 利用二值判决准则对图像进行目标检测, 得到初步结果后再利用形态学中的开操作对图像进行平滑处理, 去除图像中的孤立点和毛刺, 对检测出来的目标用绿色标识出来。最终的检测结果分别如图 1(c)、图 1(f)、图 1(i) 所示。可见对于不同类型的 SAR 图像, 本文方法都将目标较好地检测了出来。基本实现了用统一形式的分布模型完成对各种 SAR 图像背景杂波的进行描述, 并用推导出的形式固定的检测阈值解析式完成 CFAR 检测。

为了进一步说明算法的有效性, 设定相同的虚警概率, 仍然采用完全相同的后处理操作 (即形态学开运算), 对上述 3 幅图像用不同的检测方法和本文方法进行了比较试验。对第 1 幅图, 使用林肯实验室提出的双参数 CFAR 方法^[12] 检测后结果如图 1(b) 所示; 对第 2 幅图使用基于 Weibull 分布的



图 1 实验结果

Fig. 1 Experiment results

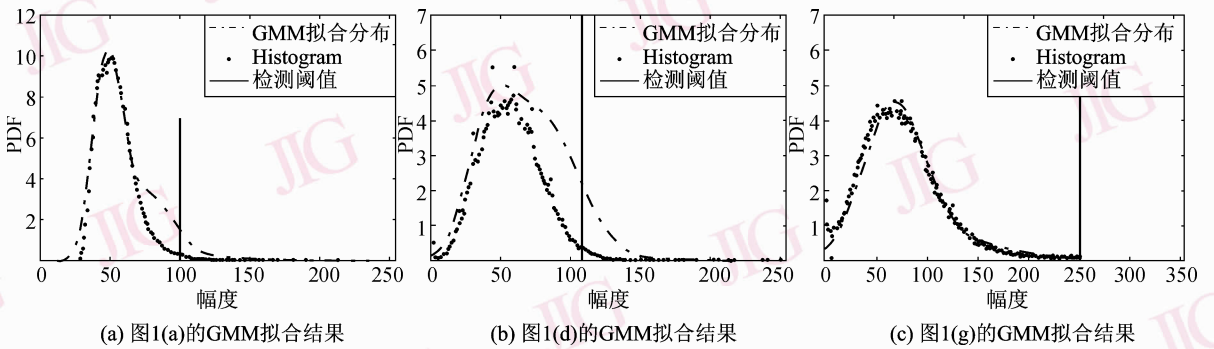


图 2 GMM 拟合结果

Fig. 2 GMM approximate results

CFAR 方法^[13]检测后的结果如图 1(e) 所示;对第 3 幅图使用一种改进的针对复杂杂波的 CFAR 方法^[14]检测后结果如图 1(h) 所示。由此可知,本文方法使用统一形式对背景杂波进行描述,虽然没有进行特定的、针对不同图像而优化的假设,但依然得到了比针对特定杂波分布设计的 CFAR 方法更优的检测结果,这就证明了本文方法是有效的。同时,其通用性更强,操作更简单。因为无需人为地由经验或其他方法具体确定杂波服从何种分布(如具体是 Weibull 分布、还是 K 分布等等),只需利用高斯混

合模型这种形式上统一的分布即可对各类图像完成自动目标检测。并且可以看出,本文方法中的检测阈值其解析式在形式上也是统一的,无需根据不同的杂波分布推导出不同的检测阈值的解析式来完成相应的 CFAR 检测,提高了 CFAR 检测方法的通用性。

5 结 论

针对机载 SAR 面临杂波环境复杂、多变的特点,提出了利用高斯混合模型对 SAR 图像背景杂波

分布进行拟合,推导出检测阈值的解析式,并基于此提出了一种 CFAR 检测新方法。由于高斯混合模型有着能够平滑的拟合任意形状分布的特性,所以利用本文方法能够较好地改善以往 CFAR 高度依赖杂波分布的不足,降低了 CFAR 检测的复杂性,提高了 CFAR 检测的通用性。通过实验看出,本文方法有着比针对特定分布而优化的 CFAR 检测方法更好的检测效果。

参考文献 (References)

- 1 Yang Y N, Qiu Y X, Lu C. Automatic target classification experiments on the MSTAR SAR images[A]. In: Proceedings of the Sixth International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing and First ACIS International Workshop on Self-Assembling Wireless Networks[C], Washington, USA, 2005: 2-7.
- 2 He K, Liu H W, Wu S J. Automatic target recognition based on MSTAR SAR image database[A]. In: Proceedings of the China-SAR Conference[C], Nanjing, China, 2005: 412-417.
- 3 Li Jing-jing, Wang Shou-yong, Hu Wen-lin. Adaptive CA-CFAR detection for multi-class clutter distribution model[J]. Journal of Air Force Radar Academy, 2005, 19(3): 4-7. [李晶晶, 王守勇, 胡文琳. 基于多杂波分布模型的自适应单元平均恒虚警检测[J]. 空军雷达学院学报, 2005, 19(3): 4-7.]
- 4 Rohling H. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1983, 19(4): 608-612.
- 5 He You, Rohling H. Performance analysis of order statistics CFAR in weibull clutter background[J]. Acta Electronica Sinica, 1995, 23(1): 79-84. [何友, Rohling H. 有序统计恒虚警(OS-CFAR)检测器在韦布尔干扰背景中的性能[J]. 电子学报, 1995, 23(1): 79-84.]
- 6 He You, Guan Jian, Peng Ying-ning, et al. Automatic radar detection and CFAR processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. [何友, 关键, 彭应宁著, 雷达自动检测与恒虚警处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.]
- 7 Kuttikkad S, Chellappa R. Non-gaussian CFAR techniques for target detection in high resolution SAR images[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on image Processing[C], Austin, TX, November, 1995: 910-914.
- 8 Salazar J S, Hush D R. Statistical modeling of target and clutter in single-look non-polarimetric SAR imagery[A]. In: Proceeding of IASTED International Conference on Signal and Image Processing[C], Las Vegas, USA, 1998: 272-276.
- 9 Jyh-Shing Roger Jiang. Data Clustering and Pattern Recognition[EB/OL]. <http://www.cs.nthu.edu.tw/~jiang>.
- 10 Jeff A Biles. A Gentle Tutorial of the EM Algorithm and its Application to Parameter Estimation for Gaussian Mixture and Hidden Markov Models[R]. TR97021, Berkeley, CA, USA: International Computer Science Institute, Computer Science Division Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, 1998.
- 11 Xiang Ri-hua, Wang Run-sheng. A range image segmentation algorithm based on Gaussian mixture model[J]. Journal of Software, 2003, 14(7): 1250-1257. [向日华, 王润生. 一种基于高斯混合模型的距离图像分割算法[J]. 软件学报, 2003, 14(7): 1250-1257.]
- 12 Novak L M, Halversen S D. Effects of polarization and resolution on SAR ATR[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 102-115.
- 13 Li Xiang, Han Ping, Wu Ren-biao, et al. SAR target and shadow segmentation based on Weibull distribution[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(5): 677-679. [李响, 韩萍, 吴仁彪等. 一种基于 Weibull 分布的 SAR 图像分割方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(5): 677-679.]
- 14 John W W. An improved method for detection of stationary targets in high clutter SAR images[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 13(1): 1-6.