DOI:10.13203/j.whugis2004.09.015
第29卷 第9期 武汉大学学报·信息科学版 Vol.29 No.9
2004年9月 Geomatics and Information Science of Wuhan University Sept. 2004

文章编号:1671-8860(2004)09-0812-04 文献标识码:A

基于 MPM 准则的无监督 SAR 图像分割

曹永锋[1] 孙 洪[1] 杨 文[1] 徐 新[1]

(1 武汉大学电子信息学院,武汉市珞喻路129号,430079)

摘 要:提出了一种基于 MPM(maximization of the posterior marginals)准则的 SAR 图像无监督分割方法,并给出了对模拟和真实 SAR 图像的分割结果。

关键词:无监督分割;SAR 图像;MPM;马尔柯夫随机场

中图法分类号:TP751

由于 SAR 图像的成像方式、背景和噪声源等因素的复杂性和随机性,基于统计的处理方法成为主流。统计图像分割问题主要使用 MAP 和 MPM[1] 两种优化准则。前者通过最大化后验分布概率实现,后者通过最小化错分像素数目的期望实现。因为 MAP 估计给不同的分割结果以相同的代价,没有考虑到不同分割结果的错分像素数目的差异,而 MPM 估计以分割结果的错分像素数目作为其代价,所以 MPM 估计比 MAP 估计更适合用于图像分割[1~3]。

MRF 模型是应用最广泛的图像统计模型,在图像边缘提取、分割、纹理合成和分析等方面有大量应用[4]。在分割应用中,MRF 通常用来描述标记图像[1~4],引入区域形状的规则性和边界的平滑性,也常被用来描述区域内纹理,以实现对纹理图像的分割[2,3]。然而,由于 MRF 模型(高斯 MRF 除外)概率分布中的 Partation Function[4] 难以计算和分析,使得 MRF 模型的参数估计非常困难,因而大量基于 MRF 的图像分割方法采用经验参数值[1,2]。因为经验值无法适用于所有的处理对象,而且实际应用中常常只有一幅待处理图像,没有样本来训练参数,所以在分割过程中,自适应估计参数的非监督分割方法具有更大的实用价值。文献[3] 也指出,分割过程中对 MRF 参数进行迭代估计,可以得到更好的分割结果。

本文提出一种基于 MPM 的 SAR 图像无监督分割方法(分类数目已知),采用 MLL 模型[4] 描述标号场,独立 Gamma 分布[5] 描述 SAR 图像的像素强度分布,在分割过程中,利用 EM 方法和 ICE[6] 方法迭代估计所有的模型参数。

1 图像模型

令 $X=\{X_s, s\in S\}$ 和 $Y=\{Y_s, s\in S\}$ 分别为定义在二维图像网格 $S=\{s_1, s_2, \cdots, s_{M\times N}\}$ 上的随机场变量,其中,M 和 N 分别为网格的行数和列数;y 为观察图像(SAR 强度图像);x 为标记图像,分别为随机场 X 和 Y 的一个实现;$x_s\in\{1,2,\cdots,K\}$,K 为要分割的类别数;θ 为模型参数矢量。

1.1 标号场模型

本文采用 MLL 模型描述标号场,如图1,仅考虑二阶邻域系统(8邻域)$N=\{N_s, s\in S\}$ 和双像素集团。

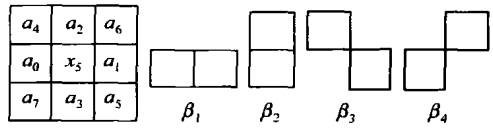

图1 二阶邻域和双像素集团

Fig.1 Second Order Neighborhood System and Pair-Site Cliques

局部条件概率分布为:

$$P(x_s \mid x_r, r\in N_s)=$$

收稿日期:2004-05-20。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(60372057,40376051);湖北省自然科学基金资助项目(2002AB0034)。

$$\frac{1}{Z(x_s)}\exp\{-\beta_1[u(a_0,x_s)+u(a_1,x_s)]-\beta_2[u(a_2,x_s)+u(a_3,x_s)]-\beta_3[u(a_4,x_s)+u(a_5,x_s)]-\beta_4[u(a_6,x_s)+u(a_7,x_s)]\}\tag{1}$$

式中, $Z(x_s)$ 为归一化常数[4]。如果 $t=i$, 则 $u(i,t)=0$; 否则, $u(i,t)=1$。

联合概率分布为:

$$P(x)=\frac{1}{Z}\exp\{-\langle\beta\cdot\boldsymbol{H}(x)\rangle\}\tag{2}$$

式中, $\beta=[\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4]$ 为 MLL 场参数; $\boldsymbol{H}(x)$ 为标号图像的某些统计量组成的矢量; Z 为 Gibbs 归一化常数[4]。

1.2　观察图像模型

观察图像模型描述了给定标号图像条件下, 观察图像的概率分布。Gamma 分布能够较为成功地描述 SAR 图像强度分布[5], 对于视数为 L 的 SAR 图像, 其强度分布为:

$$P(y_s\mid x_s=k)=\frac{1}{\Gamma(L)}\left(\frac{1}{\mu_k}\right)^L y_s^{L-1}\exp\left(-\frac{y_sL}{\mu_k}\right)\tag{3}$$

式中, μ_k 为第 k 类目标的平均强度。假设像素的强度分布相互独立, 联合似然概率分布可表示为:

$$P(y\mid x)=\prod_{s\in S}P(y_s\mid x_s)\tag{4}$$

在给定观察图像条件下, 标号图像的后验概率分布为:

$$P(x\mid y,\theta)=\frac{P(y\mid x,\theta)P(x\mid\theta)}{P(y\mid\theta)}=\frac{1}{P(y\mid\theta)}\prod_{s\in S}\frac{1}{\Gamma(L)}\left(\frac{1}{\mu_{x_s}}\right)^L y_s^{L-1}\exp\left(-\frac{y_sL}{\mu_{x_s}}\right)\cdot\frac{1}{Z}\exp\{-\langle\beta\cdot\boldsymbol{H}(x)\rangle\}\tag{5}$$

式中, $\theta=[\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4,\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_K]$。

2　MPM 分割

假设所有模型的参数已知, 则基于 MPM 的图像分割就是求一个使错分像素数目的期望值最小的标记图像 $\hat{x}$。文献[1]指出, 最小化错分像素数目的期望值等价于最大化每个像素标号的边缘后验概率:

$$P(x_s=k\mid y)=\sum_{x,x_s=k}P(x\mid y),\ k\in\{1,2,\cdots,K\}\tag{6}$$

则标号图像的 MPM 估计结果为:

$$\hat{x}=\{\hat{x}_s:\hat{x}_s=\max_{x_s}\arg P(x_s\mid y)=\max_{x_s}\arg\sum_{S/s}P(x\mid y)\}\tag{7}$$

然而, 精确计算式(6)中的边缘概率和是不可能的。Marroquin 等[1]提出了一种近似的计算方法: 使用 Gibbs 采样, 创建一个离散马尔柯夫链 $X(t)=\{X(1),X(2),\cdots,X(T_s)\}$, 使其达到平稳状态时的概率分布, 令

$$u_{k,s}(t)=\begin{cases}1, 若\ X_s(t)=k\\0, 若\ X_s(t)\neq k\end{cases}\tag{8}$$

则有:

$$P(x_s=k\mid y)\approx\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T_s}u_{k,s}(t),\quad\forall k\in\{1,2,\cdots,K\},\ \forall s\in S\tag{9}$$

令 $X\leftarrow\mathrm{Simu}(X_{\mathrm{init}},P(x\mid y,\theta))$ 为一个操作过程, 以 X_{init} 为初始值, 利用 Gibbs 采样, 得到一幅新的标号图 X。基于 MPM 的分割算法, 则 $\mathrm{MPM}(X_{\mathrm{init}},\theta)$ 可描述如下。

1) 选择参数 T_s 和 M。

2) t 从 1 到 T_s, 重复 M 次 $X\leftarrow\mathrm{Simu}(X,P(x\mid y,\theta))$, 令 $X(t)=X$。

3) 对 $\forall s\in S$, 令 $\hat{x}_s=\arg\max_{0\leqslant k\leqslant K}\sum_{t=1}^{T_s}u_{k,s}(t)$。

Gibbs 采样基于下面的后验局部条件概率:

$$P(x_s=k\mid y,x_r,r\in N_s,\theta)=\frac{P(y_s\mid x_s=k,\theta)P(x_s\mid x_r,r\in N_s,\theta)}{P(y)}\propto\left(\frac{1}{\mu_k}\right)^L y_s^{L-1}\exp\left(-\frac{y_sL}{\mu_k}\right)\cdot\exp\{-\beta_1[u(a_0,x_s)+u(a_1,x_s)]-\beta_2[u(a_2,x_s)+u(a_3,x_s)]-\beta_3[u(a_4,x_s)+u(a_5,x_s)]-\beta_4[u(a_6,x_s)+u(a_7,x_s)]\}\tag{10}$$

3　参数估计

无监督分割需要在估计标号图像的同时进行模型的参数估计。本文模型的参数矢量为:

$$\theta=[\beta,\theta_y]=[\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4,\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_K]$$

3.1　EM 方法估计 θ_y

EM 方法是在数据不完整或有丢失的情况下, 求取隐藏概率分布参数的最大似然估计时最常用的方法。参数的期望表达式为:

$$Q(\theta,\theta^{(i-1)})=E(\lg P(x\mid\theta)\mid y,\theta^{(i-1)})+E(\lg P(y\mid x,\theta)\mid y,\theta^{(i-1)})\tag{11}$$

将式(3)和式(4)代入式(11), 对 θ_y 求导, 并令导数为零, 可得:

$$\mu_k^{(i)} = \frac{\sum_{s\in S} y_s P(x_s = k \mid y, \theta^{(i-1)})}{\sum_{s\in S} P(x_s = k \mid y, \theta^{(i-1)})},$$

$$\forall k \in \{1, 2, \cdots, K\} \tag{12}$$

式中，$P(x_s = k \mid y, \theta^{(i-1)})$在 MPM 分割过程中可由式(9)近似计算。

3.2 估计标号场参数 β

由于式(2)中 Gibbs 归一化常数难以处理，使用 EM 方法估计 MLL 场参数非常困难。这里使用另外一种迭代的参数估计方法 ICE[6]。令 $X^{(i-1)}(t)=\{X^{(i-1)}(1), X^{(i-1)}(2), \cdots, X^{(i-1)}(T_s)\}$为基于观察图像 y 和模型参数$\theta^{(i-1)}$得到的离散马尔柯夫链，$\hat{\beta}(X^{(i-1)}(j))$为由标号场采样 $X^{(i-1)}(j)$得到的估计参数，则有：

$$\beta^{(i)} = \frac{1}{T_s}[\hat{\beta}(X^{(i-1)}(1)) + \hat{\beta}(X^{(i-1)}(2)) + \cdots + \hat{\beta}(X^{(i-1)}(T_s))] \tag{13}$$

本文采用文献[7]中的线性最小二乘方法估计$\hat{\beta}(X^{(i-1)}(j))$。

4 无监督 MPM 分割

将分割与模型的参数估计结合起来，构成完整的无监督 MPM 分割算法。

1）初始化参数矢量 $\theta^{(0)}$和初始标号图 $X_{\text{init}}^{(0)}$。

2）令 i 从 1 到 P：① 选择参数 T_s和M；② t 从 1 到 T_s，重复 M 次 $X \leftarrow \text{Simu}(X, P(x \mid y, \theta^{(i-1)}))$，并令 $X^{(i-1)}(t)=X$；③ 利用式(9)和式(12)更新观察图像模型参数 $\mu_k^{(i)}$，$\forall k \in \{1, 2, \cdots, K\}$；④ 利用式(13)更新标号图像模型参数 $\beta^{(i)}$；⑤ 对所有的 $s \in S$，令 $\hat{x}_s = \arg\max_{0\leq k\leq K} \sum_{t=1}^{T_s} u_{k,s}(t)$，得到 $X^{(i)}(0)$。

3）利用步骤 2）得到的 $\theta^{(P)}$为模型参数和 $X^{(P)}(0)$为初始标号图，作一次基于 MPM 的图像监督分割 MPM($X^{(P)}(0)$, $\theta^{(P)}$)，得到最终分割结果。

5 实验结果和分析

本实验利用模拟 SAR 图像对本文提出的自适应参数的分割方法和固定 MRF 参数的分割方法进行比较分析，并给出了对真实 SAR 图像的分割结果。图 2 为两幅模拟 SAR 强度图像(3 视)。MRF 场参数固定的分割方法以 FP(fix parameter)为代表，本文方法以 AP(adaptive parameter)为代表。为了简单起见，主要比较一个 MRF 参数($\beta_1=\beta_2=\beta_3=\beta_4=\beta$)的情况，所有处理都采用参数 $T_s=20$, $M=5$, $P=100$。图 3 显示了使用不同 MRF 场参数值时，FP 方法对两幅模拟图分割结果的像素误分率(错误分类的像素数目与总共像素数目的比值)。可以看出，图 2(a)、图 2(b)的最佳 MRF 参数值分别在 0.4、0.6 左右。图 4 为 AP 对模拟图的分割结果。图 5 为 AP、FP(使用图 3 所示的最佳 MRF 参数值)分割过程中像素误分率的变化曲线。可以看出，AP 和 FP 稳定后的像素误分率十分接近，AP 需要较多的迭代次数才能稳定。表 1 对比了 AP 和 FP 方法对模拟图的像素误分率以及参数 μ 的估计值。表 1 中，对图 2(a)和图 2(b)，FP 分别采用参数 $\beta=0.4$ 和 $\beta=0.6$。图 6 为使用 AP 对真实 SAR 图像的分割结果。使用 4 个 MRF 参数时，AP 方法可取得更好的分割结果。

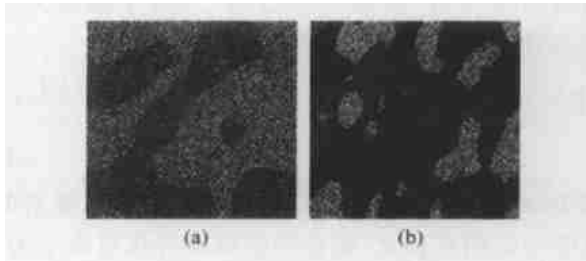

图 2 模拟 SAR 图像(3 视)

Fig. 2 Synthetic SAR Images (3 Looks)

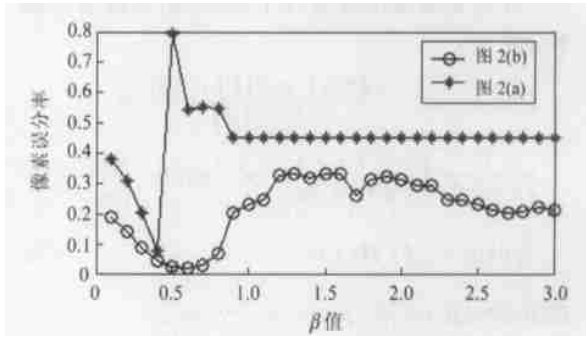

图 3 像素误分率与参数 β 值的关系

Fig. 3 Relationship Between β (Horizontal Axis) and the Misclassification Ratio of Pixels

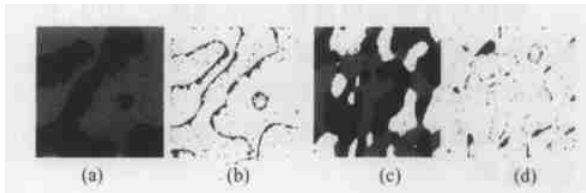

图 4 AP(1 个 MRF 参数)的分割结果和错误分类的像素

Fig. 4 Segmentation Results and Misclassified Pixels Using AP Method with One MRF Parameter

表 1　模拟图像 μ 参数的真实值和估计值, 以及分割结果的像素误分率

Tab. 1　Specified and Estimated Parameters of the Synthetic Images, and the Misclassification Ratio of Pixels for Segmentation Results

	图 2(a)(2 类)	图 2(b)(3 类)
μ 真实值	62 500, 108 900	10 000, 52 900, 108 900
μ^c(FP)	59 776, 93 249	9 859, 52 522, 110 221
μ^c(AP)	60 692, 92 229	9 899, 52 803, 106 264
FP 误分率	0.055	0.019
AP 误分率	0.056	0.032

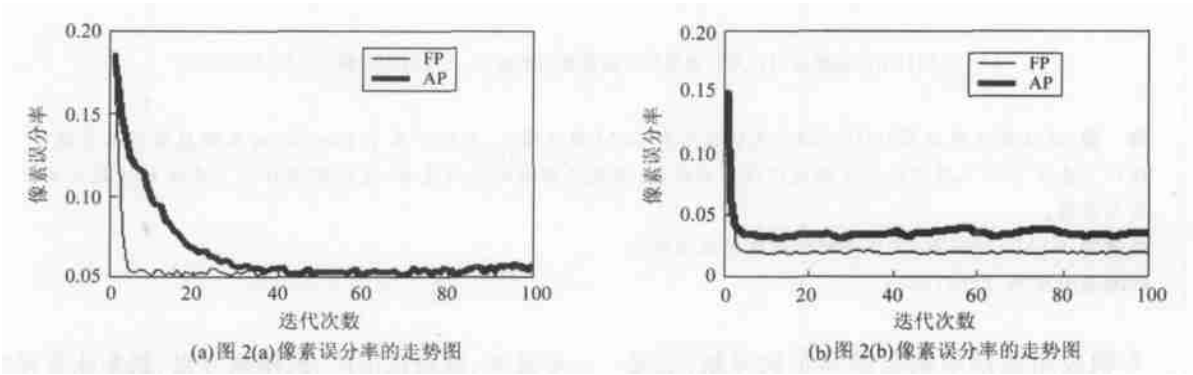

图 5　像素错分率的走势图

Fig. 5　Relationship Between the Misclassification Ratio of Pixels and Iterative Times

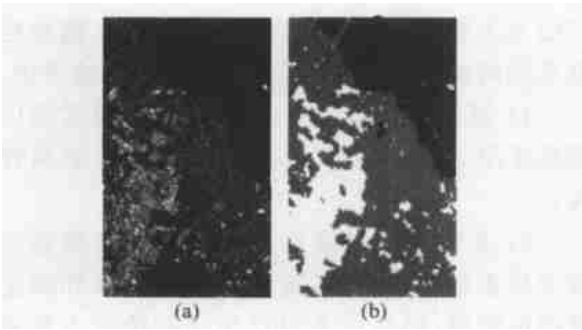

图 6　使用 AP 对真实 x-SAR 图像的分割结果

Fig. 6　True x-SAR Image and Segmentation Result of AP Method

参　考　文　献

1　Comer M L, Delp E J. The EM/MPM Algorithm for Segmentation of Textured Images: Analysis and Further Experimental Results. The IEEE International Conference on Image Processing, Lausanne, Switzerland, 1996

2　Zhang J, Modestino L J W D A. Maximum-likelihood Parameter Estimation for Unsupervised Stochastic Model-based Image Segmentation. IEEE Trans. on Image Processing, 1994, 3(4): 404～420

3　Melas D, Wilson S. Double Markov Random Fields and Bayesian Image Segmentation. IEEE Trans. on Signal Processing, 2002. 357～365

4　Li S Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision. New York, Berlin, Heidelberg, Tokyo: Springer-Verlag, 1995

5　Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images. Norwood: Artech House Inc, 1998

6　Pieczynski W. Statistical Image Segmentation. Machine Graphics and Vision, GKPO' 92, Naleczow, Poland, 1992

7　Derin H, Elliot H. Modeling and Segmentation of Noisy and Textured Images Using Gibbs Random Fields. IEEE Trans. on PAMI-9, 1987(1): 39～55

第一作者简介: 曹永锋, 博士生。主要从事 SAR 图像处理和解译研究。

E-mail: cao-yong-feng@sohu.com

(下转第 821 页)

Design and Implementation of Internet-based Vehicle Monitoring Information System

CHENG Qimin[1]　*YANG Chongjun*[1]　*LIU Donglin*[1]　*GAO Liang*[1]

(1　State Key Laboratory of Remote Sensing Information Sciences, IRSA, CAS, 3 Datun Road, Beijing 100101, China)

Abstract: Through integrating WebGIS, GPS, GSM effectively, this paper develops an Internet-based vehicle monitoring information system. A three-tier system architecture of B/S mode and composed function modules are designed in detail. Then relative key technologies are described. Last, the validity, stability and extensibility is demonstrated through application instance.

Key words: WebGIS; GPS; GSM; SMS; Internet short message gateway

About the first Author: CHENG Qimin, Ph. D candidate. Her research interest includes WebGIS, Web-based GPS vehicle monitoring, content-based information retrieval etc.

E-Mail: Chengqm77@hotmail.com

(责任编辑:　平子)

(上接第 815 页)

MPM-based Unsupervised Segmentation Method for SAR Images

CAO Yongfeng[1]　*SUN Hong*[1]　*YANG Wen*[1]　*XU Xin*[1]

(1　School of Electronic Information, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: An unsupervised segmentation method for synthetic aperture radar (SAR) images is proposed, based on the maximization of the posterior marginals (MPM). Results for simulated and true SAR images are given.

Key words: unsupervised image segmentation; synthetic aperture radar images; maximization of the posterior marginals; Markov random field

About the first author: CAO Yongfeng, Ph. D candidate. His main research interests are processing and interpretation for SAR images.

E-mail: cao-yong-feng@sohu.com

(责任编辑:　涓涓)