

# SVM 后验概率结合改进多尺度 MRF 的遥感影像分割方法

石 强<sup>1</sup> 陈凤娥<sup>1</sup> 梅天灿<sup>2</sup> 秦前清<sup>1</sup>

(1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉市珞喻路 129 号,430079)

(2 武汉大学电子信息学院,武汉市珞珈山,430072)

**摘 要:**采用 SVM 方法估计似然概率,克服了混合高斯模型对观测场建模不准确的问题;通过改进的多尺度 MRF 模型,在标记场建模时充分考虑了各尺度之间和同一尺度内的相关性,进一步准确描述了标记场的统计特性。最后利用改进的建模方法,在序贯最大后验概率估计算法框架下进行影像分割。通过对人工合成影像和实际遥感影像的分割实验结果分析,证明了本文方法能够有效提高分割效果。

**关键词:**影像分割;SVM 后验概率;多尺度 MRF

中图分类号:P237.3

在贝叶斯框架下进行影像分割,需要首先确定标记场和观测场的模型,一般用马尔柯夫随机场(MRF)模型对标记场建模,用有限正态混合模型(FGMM)对观测场建模<sup>[1]</sup>。然而在实际应用中,影像观测数据并非都服从高斯分布<sup>[2]</sup>,为准确估计 SAR 影像观测概率密度,一般用无参数概率密度估计方法。但如对影像观测都用 FGMM 模型来建模,则并不合理。另外,对观测场建模一般采用影像灰度值;如采用影像其他特征(纹理特征等)进行观测场建模,则很难从理论上得到一个准确的概率分布模型。文献[3]提出通过支持向量机(SVM)计算影像观测的后验概率,结合单尺度 MRF 模型对影像分割,利用 MMD 迭代优化得到分割结果。但这种方法仅考虑单尺度下标记场的相关性,并没有充分考虑标记场的相关性信息。为此,本文提出了一种利用 SVM 后验概率结合改进多尺度 MRF 的遥感影像分割方法。

## 1 用 SVM 后验概率计算似然概率

### 1.1 SVM 后验概率计算

Logistic 回归分析(logistic regression, LR)为概率型非线性回归模型,通过 LR 方法可以计

算得到后验概率<sup>[3]</sup>。如果将样本空间从  $R^n$  映射到核函数所确定的 RKHS(reproducing kernel hilbert space)空间,在这个空间内进行 LR,这就是所谓的核 Logistic 回归(KLR)。可以证明,SVM 是利用一个结点的线性样条对 KLR 的近似<sup>[4]</sup>,这样就能由 SVM 得到后验概率的表达<sup>[5]</sup>,如式(1):

$$P(x = 1 | y) = 1/[1 + \exp(-\sum_i^l (x_i \alpha_i K(y_i, y) - b))] \quad (1)$$

其中, $y$  为观测值; $x$  为分类标记值; $K(y_i, y)$  为核函数; $l$  表示支持向量的个数;参数  $\alpha_i (i=1, \dots, l)$  和  $b$  表示将数据分开的构成超平面  $\sum_i^l (x_i \alpha_i \cdot K(y_i, y) - b) = 0$  的参数。常用的核函数有  $d$  阶多项式核函数、径向基(RBF)核函数等。

针对多类分类的情况,利用 one-against-rest 构建  $C$  个二类分类器( $C$  为分类类别数),每个分类器输出的后验概率均按照式(1)计算,最后对所得结果归一化。

### 1.2 似然概率计算

上述 SVM 方法实际上是独立计算每个像素,并未考虑像素相邻位置之间的标记相关性,因此分割结果较差。MRF 模型考虑了标记场的相

收稿日期:2012-12-04。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(40971219);湖北省自然科学基金资助项目(2011CDB452)。

关性,能够提高分类精度。基于 MRF 模型的分割方法一般在贝叶斯框架下进行计算,因此,首先要求得似然概率和先验概率。

已知后验概率的条件下,通过贝叶斯公式计算似然概率。而对于先验概率  $P(x)$ ,在没有先验知识的情况下,假设其符合均匀分布,则似然概率  $P(y|x)$  为:

$$P(y|x) \propto \frac{P(x|y)}{P(x)} \quad (2)$$

## 2 基于改进 MSRF 模型的影像分割算法

### 2.1 改进 MSRF 模型

MSRF 模型是分层 MRF 模型中最具代表性的多尺度建模方法<sup>[6-7]</sup>。改进的 MSRF 模型同时考虑了尺度间的因果 MRF 模型和尺度内的非因果 MRF 模型,能够提高分割精度。其作了如下假设:尺度  $n(0 \leq n \leq L-1)$ ,最高尺度为  $L$  上的节点  $s$  的标记取决于它的父节点  $\rho(s)$ ,叔父节点  $u(s)$  和同一尺度  $n$  上的二阶邻域位置的标记  $N(s)$ ,这些位置集合表示为  $\partial_s^n = \{\rho(s), u(s), N(s)\}$ ,因此,标记场先验概率表示为:

$$P(x_s^n | x) = P(x_s^n | x_{\partial_s^n}) \quad (3)$$

式(3)使用统一表达式描述这些节点对当前节点的影响,计算困难,本文用分阶段方式对其计算。父节点和叔父节点对当前标记的影响用因果关系的金字塔模型<sup>[7]</sup>来表示;同尺度二阶邻域位置对当前节点影响用非因果关系的 Potts 模型<sup>[7]</sup>来描述。

### 2.2 基于改进 MSRF 模型影像分割算法步骤

根据序贯最大后验概率估计(SMAP)算法,推算基于改进 MSRF 模型的估计式如下:

$$\tilde{x}_s^{(n)} = \arg \max_{x_s^n} \{ \lg P(y_s | x_s^{(n)}) + \lg P(x_s^{(n)} | x_{\partial(s)}^{(n)}) \} \quad (4)$$

然而,由于  $P(x_s^{(n)} | x_{\partial(s)}^{(n)})$  考虑的统计信息过多而难于计算,采用多目标问题解决技术<sup>[8]</sup>,将式(4)分为两个目标,分阶段优化:

$$\begin{aligned} & (\tilde{x})_s^n = \\ & \arg \max_{x_s^n} \{ \lg [P(y_s | x_s^n) P(x_s^n | x_{\rho(s)}^{n+1}, x_{u(s)}^{n+1})] \} \\ & \tilde{x}_s^n = \arg \max_{x_s^n} \{ \lg [P(y_s | x_s^n) P(x_s^n | (\tilde{x})_{N(s)}^n)] \} \end{aligned}$$

利用 SMAP 估计算法结合改进 MSRF 模型进行图像分割,分以下两步<sup>[6,9]</sup>进行。

- 1) 按照四叉树模型逐层向上计算似然概率。  
初始化:对第 1 节求出的似然概率作对数运

算,因此对于每一个位置  $s \in S^{(0)}$ ,可知其对数似然值  $l_s^{(0)}(c)$ ,  $c$  为类别标记值。

递归过程:对于  $s \in S^{(n)}$ ,  $n=1, 2, \dots, L$ , 计算  $l_s^n(c)$ :

$$l_s^{(n+1)}(c) = \sum_{r \in d^{-1}(s)} \lg \{ \theta_{n,0} \exp\{l_r^n(c) + \frac{1 - \theta_{n,0}}{C} \sum_{m=1}^K \exp\{l_r^n(m)\}\} \} \quad (5)$$

其中,  $\theta_{n,0}$  为四叉树模型中从尺度  $n$  到尺度  $n+1$  节点标记相同的概率,其初始值为 1;  $d^{-1}(s)$  表示节点  $s$  在相邻的细尺度上的 4 个子节点;  $K$  为总的类别数。

2) 根据顶层结果分阶段优化每层最大实验概率。

初始化:在最粗尺度(分辨率最低)上,按照式(4)计算最大后验概率,将最大后验概率对应的标号  $c$  作为节点  $s$  的分割结果,  $s \in S^{(L)}$ ;

递归过程:对于节点  $s \in S^{(n)}$ ,  $n=L-1, \dots, 1, 0$ 。按照式(6)计算最大后验概率:

$$\begin{cases} (\tilde{x})_s^n = \arg \max_{x_s^n} \{ \lg [P(y_s | x_s^n) P(x_s^n | x_{\rho(s)}^{n+1}, x_{u(s)}^{n+1})] \} \\ \tilde{x}_s^n = \arg \max_{x_s^n} \{ \lg [P(y_s | x_s^n) P(x_s^n | (\tilde{x})_{N(s)}^n)] \} \end{cases} \quad (6)$$

其中,

$$P(x_s^n | x_{\rho(s)}^{n+1}, x_{u(s)}^{n+1}) = \frac{\theta_{n,1}}{7} (3\delta_{m,k} + 2\delta_{m,i} + 2\delta_{m,j}) + \frac{1 - \theta_{n,1}}{|L|}$$

$$P(x_s^n | (\tilde{x})_{N(s)}^n) = \frac{\exp[-\beta n_s(x_s)]}{\sum_{x_s \in L} \exp[-\beta n_s(x_s)]}$$

其中,  $\theta_{n,1}$  为金字塔模型从尺度  $n+1$  到  $n$  节点标记相同的概率,初始值为 0.5;  $N(s)$  表示与点  $s$  相邻邻域位置标记集合;  $n_s(x_s)$  表示位置  $s$  邻域中不为  $x_s$  相邻邻域的位置个数;  $\beta$  为势团参数。

## 3 实验与分析

为了进行对比实验,本文对同一影像分别采用 SVM 分割方法、SVM+S\_MRF(单尺度 MRF 模型)、FGMM+改进 MSRF 分割方法以及 SVM+改进 MSRF 分割方法进行影像分割,对这 4 种方法分别分析其实验结果。

### 实验一 纹理图像实验

从 Brodatz 纹理库中选择 4 组纹理,合成纹理图像,如图 1(a)所示。通过灰度共生矩阵计算

其 4 个不相关的特征矢量:能量、熵、惯性矩、相关度,并对其归一化,得到整幅图像对应的纹理特征矢量(生成灰度共生矩阵的窗口为  $N \times N, 4 < N < 32$ )。在实验中,SVM+S\_MRF 方法采用 ICM (迭代条件模拟)方法进行优化。实验结果如图 1 所示,分类结果评价如表 1 所示。

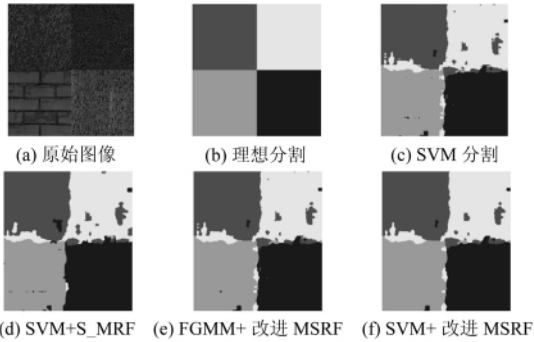


图 1 合成纹理影像不同算法的分割结果

Fig. 1 Segmentation Results of Synthetic Texture Image by Different Methods

表 1 各种不同分割方法结果的比较

Tab. 1 Evaluation of Different Segmentation Methods

	SVM	SVM+S_MRF	FGMM+改进 MSRF	SVM+改进 MSRF
正确率	0.922 9	0.924 7	0.923 0	0.924 7
Kappa	0.897 3	0.899 6	0.897 4	0.903 2

由以上实验结果可看出:① SVM+改进 MSRF 方法比 FGMM+改进 MSRF 效果要好,这是由于采用 SVM 后验概率对观测场进行了合理估计;② SVM+改进 MSRF 与 SVM+S\_MRF 两种方法效果均比单独利用 SVM 方法要好,这是由于 MRF 模型考虑了标记场的空间相关性,有效提高了分割精度;③ SVM+改进 MSRF 比 SVM+S\_MRF 的分割效果好。改进的 MSRF 模型不仅考虑了不同尺度之间的相互关系,而且还考虑了同尺度相邻像素的空间关系,因此分割精度更高。从 Brodatz 纹理库选择 6 组影像进行分割实验,分割结果如表 2 所示,分割准确率和 Kappa 系数比较如图 2 所示,同样说明了本文方法的有效性。

实验二 多光谱影像实验

对多光谱遥感影像分类,分类特征为多波段光谱值。实验先对图像平滑预处理,人工选择训练区域,分别用 4 种方法对影像分割,每种方法所选的训练样本是相同的。实验结果如图 3 所示,分类结果评价如表 3 所示。

表 2 不同纹理影像组各种不同分割方法结果的比较

Tab. 2 Evaluation of Different Segmentation Methods for Texture Images

影像组	SVM	SVM+S_MRF	FGMM+改进 MSRF	SVM+改进 MSRF
1 正确率	0.908 5	0.910 6	0.899 8	0.911 9
1 Kappa	0.878 1	0.880 8	0.866 4	0.882 6
2 正确率	0.919 1	0.920 8	0.918 9	0.923 9
2 Kappa	0.892 2	0.894 4	0.891 9	0.898 5
3 正确率	0.891 3	0.892 7	0.876 2	0.894 6
3 Kappa	0.855 0	0.856 9	0.835 0	0.859 5
4 正确率	0.935 9	0.936 9	0.898 4	0.937 6
4 Kappa	0.914 5	0.915 9	0.864 6	0.916 8
5 正确率	0.924 0	0.924 4	0.884 9	0.925 4
5 Kappa	0.898 7	0.899 2	0.846 5	0.900 5
6 正确率	0.922 9	0.924 7	0.923 0	0.927 4
6 Kappa	0.897 3	0.899 6	0.897 4	0.903 2
7 正确率	0.923 2	0.924 9	0.921 2	0.927 6
7 Kappa	0.897 6	0.899 8	0.895 0	0.903 4

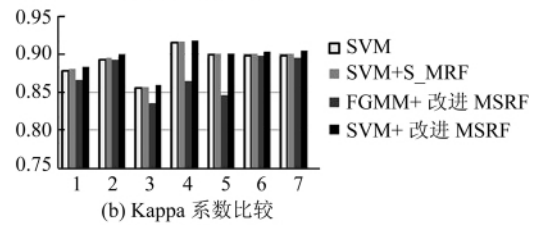
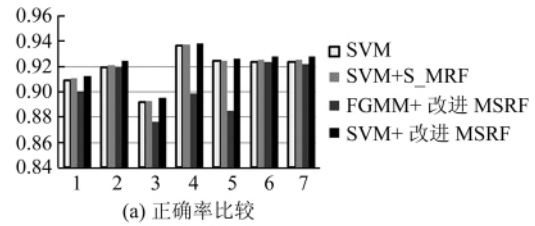


图 2 纹理实验不同方法分割正确率与 Kappa 比较

Fig. 2 Accuracy and Kappa Comparison of Different Segmentation Methods

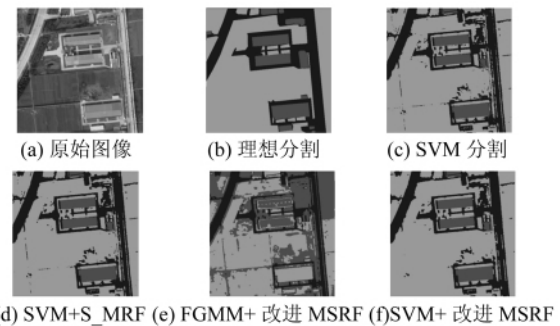


图 3 多光谱影像不同分割算法分割结果

Fig. 3 Segmentation Results of Multi-spectral Image by Different Methods

表 3 分割结果评价比较

Tab. 3 Evaluation of Different Segmentation Methods

	SVM	SVM+S_MRF	FGMM+改进 MSRF	SVM+改进 MSRF
正确率	0.864 8	0.867 1	0.597 4	0.974 2
Kappa	0.734 8	0.739 1	0.357 5	0.753 1

通过对实验结果的对比分析,可知本文方法对多光谱影像分割也是有效的。SVM 后验概率方法对光谱特征向量的概率分布估计比较合理;改进的 MSRF 方法充分利用了标记场的尺度间与尺度内的相关性,使得分割结果更加合理。从实验结果来看,本文方法的分割精度较高。多组多光谱影像实验结果也表明了本文方法的有效性。多组影像分割结果比较见表 4,多组分割准确率 and Kappa 系数比较如图 4 所示。

表 4 多组不同方法分割结果比较

Tab. 4 Evaluation of Different Segmentation Methods for Multi-spectral Images

影像组	SVM	SVM+S_MRF	FGMM+改进 MSRF	SVM+改进 MSRF	
1	正确率	0.858 8	0.864 7	0.860 2	0.871 5
	Kappa	0.779 2	0.788 2	0.782 4	0.798 8
2	正确率	0.905 4	0.908 1	0.882 5	0.911 3
	Kappa	0.856 6	0.860 7	0.822 0	0.865 5
3	正确率	0.918 8	0.920 3	0.918 8	0.922 4
	Kappa	0.856 6	0.872 0	0.869 9	0.875 3
4	正确率	0.941 2	0.946 9	0.908 6	0.953 0
	Kappa	0.901 5	0.911 0	0.847 2	0.921 2
5	正确率	0.919 3	0.922 7	0.908 8	0.924 9
	Kappa	0.871 4	0.876 9	0.856 1	0.880 3
6	正确率	0.930 2	0.938 0	0.903 0	0.943 5
	Kappa	0.894 0	0.905 8	0.851 1	0.914 0

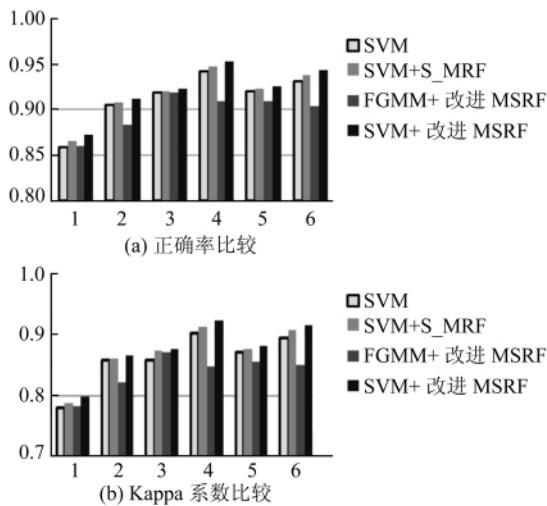


图 4 多光谱影像不同方法分割正确率和 Kappa 比较

Fig. 4 Accuracy and Kappa Comparison of Different Segmentation Methods

实验三 SAR 图像实验

本实验中合成的 SAR 影像数据来自 ESR-1,包括居民地和山地,原始图像如图 5(a)所示。对 SAR 影像进行灰度直方图增强,计算其灰度共生矩阵,进而求出其纹理特征,这里选择 4 个不相关的特征矢量:能量、熵、惯性矩和相关度组成特征

分类。实验结果如图 5 所示,实验结果分析见表 5。由实验结果及分析可以得出结论,本文方法对于 SAR 影像分割有较好效果。

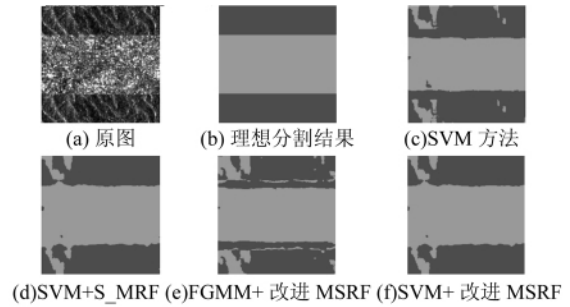


图 5 SAR 影像不同分割算法分割结果

Fig. 5 Segmentation Results of SAR Image by Different Methods

表 5 SAR 分割结果评价比较

Tab. 5 Evaluation of Different Segmentation Methods

	SVM	SVM+S_MRF	FGMM+改进 MSRF	SVM+改进 MSRF
正确率	0.893 4	0.943 6	0.855 6	0.943 9
Kappa	0.786 7	0.887 2	0.711 1	0.887 8

4 结 语

本文从支持向量机后验概率的角度出发,引入改进的多尺度 MRF 方法,提出了一种影像分割方法。实验证明了其优越性,由于遥感影像数据量巨大,通常训练样本也很庞大,如何进行特征矢量选择(feature vector selection, FVS),进而提高整个算法流程的效率,是本文需要进一步进行的研究工作。

参 考 文 献

[1] 熊彪,江万寿,李乐林,等. 基于高斯混合模型的遥感影像半监督分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2011,36(1):108-112

[2] Bombrun L, Vasile G, Gong M, et al. Hierarchical Segmentation of Polarimetric SAR Images Using Heterogeneous Clutter Models[J]. Geoscience and Remote Sensing, 2011,49(2):726-737

[3] 王鹏伟,李滔,吴秀清,等. 一种基于 SVM 后验概率的 MRF 分割方法[J]. 遥感学报,2008,12(2):208-214

[4] Westreich D, Lessler J, Funk J, et al. Propensity Score Estimation; Neural Networks, Support Vector Machines, Decision Trees (CART), and Meta-classifiers as Alternatives to Logistic Regression [J]. Journal of Clinical Epidemiology, 2010, 63 (18):826-833

- [5] Madevska-Bogdanova A, Nikolik D, Curfs L, et al. Probabilistic SVM Outputs for Pattern Recognition Using Analytical Geometry[J]. *Neurocomputing*, 2004, 62:293-303
- [6] Bouman A, Shapiro M. A Multiscale Random Field Model for Bayesian Image Segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994, 3(2):162-177
- [7] 刘国英, 马国锐, 王雪光, 等. 基于 Markov 随机场的小波域图像建模及分割[M]. 北京: 科学出版社, 2010:10-11, 105-108
- [8] Kumar D, Panjwani K, Glenn H. Markov Random Field Models for Unsupervised Segmentation of Textured Color Images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(10):939-954
- [9] 刘国英, 茅力非, 王雪光, 等. 基于小波域分层 Markov 模型的纹理分割[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2009, 34(5):531-534

第一作者简介: 石强, 博士生, 研究方向为影像处理与分析、多源影像融合。

E-mail: sqfirstwhu@hotmail.com

## Remote Sensing Image Segmentation Based on SVM Posterior Probability and Improved Multi-scale MRF

SHI Qiang<sup>1</sup> CHEN Feng'e<sup>1</sup> MEI Tiancan<sup>2</sup> QIN Qianqing<sup>1</sup>

(1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2 School of Electronic Information, Wuhan University, Luoia Hill, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** Current image segmentation methods have two problems in Bayesian frameaork, one is that the estimation of probability distribution for the observed filed is not accurate, the other is that making use of the relevant information of tag field is not enough. This article overcomes the problem of inaccurately modeling the observed field by Gauss matured model, through the approach which estimates the likelihood probability by SVM method. Meanwhile, this article makes full use of the statistical characteristic of tag field through the improved multi-scale MRF model which takes full account of the correlation within various scales and between the same scale. Finally, the proposed image segmentation approach uses the improved modeling approach under the framework of sequential maximum a posteriori probability estimation algorithm (SMAP). The proposed method is proved to improve the accuracy of segmentation through the experimental results of the artificial synthetic and real remote sensing image.

**Key words:** image segmentation; SVM posterior probability; multi-scale MRF

**About the first author:** SHI Qiang, Ph.D candidate, majors in digital image processing and analysis, multi-source image fusion.  
E-mail: sqfirstwhu@hotmail.com