

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2015.05.008

基于马尔可夫随机场模型的 SAR 图像积雪识别

周淑媛^{1,2,3}, 肖鹏峰^{1,2,3*}, 冯学智^{1,2,3}, 朱榴骏^{1,2,3}, 郭金金^{1,2,3}

(1. 江苏省地理信息技术重点实验室, 南京大学, 南京, 210023; 2. 卫星测绘技术与应用国家测绘地理信息局重点实验室, 南京大学, 南京, 210023; 3. 南京大学地理信息科学系, 南京, 210023)

摘要:以新疆玛纳斯河流域 2014 年 3 月 19 日 RADASAT-2 影像为研究数据, 采用马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型分割方法进行积雪识别. MRF 模型分割方法能够充分利用图像上下文信息, 降低相干斑噪声对合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)数据的影响. 通过初始 k -means 分割估算出 MRF 参数, 建立先验模型和概率密度函数, 利用迭代条件模式(Iterated Conditional Model, ICM)算法进行最大后验概率求解得到最优标记, 从而识别出积雪. 通过实测数据进行验证, 该方法积雪识别精度达 86.67%. 结果表明: MRF 模型分割方法的能够有效识别积雪; 在地势较为平坦的地区, 交叉极化(HV)方式下的后向散射系数与极化总功率 Span 的识别效果较好; 在地形起伏较大的地区, HV 后向散射系数的识别效果随着高程和坡度的增加而降低, 极化总功率 Span 能够综合三种极化特征, 较好地克服地形影响, 提高积雪的识别精度.

关键词:马尔可夫随机场, 合成孔径雷达, 图像分割, 积雪识别, 玛纳斯河流域

中图分类号: TP751

文献标识码: A

Recognizing snow cover from SAR image based on Markov Random Field model

Zhou Shuyuan^{1,2,3}, Xiao Pengfeng^{1,2,3*}, Feng Xuezhizhi^{1,2,3}, Zhu Liujun^{1,2,3}, Guo Jinjin^{1,2,3}

(1. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing University, Nanjing, 210023, China; 2. Key Laboratory for Satellite Mapping Technology and Applications of State Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation of China, Nanjing University, Nanjing, 210023, China; 3. Department of Geographic Information Science, Nanjing University, Nanjing, 210023, China)

Abstract: This study proposed Markov Random Field(MRF) to recognize snow cover using RADARSAT-2 data on 19 March 2014 in Manasi River Basin, Xinjiang Province. The MRF model based image segmentation method can take full advantage of the contextual information, and reduce the influence of speckle noise on SAR data. We estimated the MRF parameters following the initial k -means segmentation, then established the prior model and the probability density function. Finally, we used Iterated Conditional Model(ICM) for solving the maximum posterior probability of the optimal label to identify the snow cover. Verified by the field survey data, the accuracy of the method to recognize

基金项目: 国家自然科学基金(41271353), 国家高分辨率对地观测系统重大专项(95-Y40B02-9001-13/15-04)

收稿日期: 2015-06-09

* 通讯联系人, E-mail: xiaopf@nju.edu.cn

snow cover was 86.67%. The results showed that the MRF model based segmentation method could effectively recognize snow cover. In the flat areas, the backscattering coefficient under the cross-polarization HV and the polarization total power Span had the good recognition accuracy. But in the mountainous areas, the recognition accuracy of the HV backscattering coefficient decreased with the increase of elevation and slope. The polarization total power Span can integrate the three polarization characteristics to overcome the topographic effect, and to improve the recognition accuracy of snow cover.

Key words: Markov Random Field, synthetic aperture radar, image segmentation, snow cover recognition, Manasi River Basin

积雪是冰冻圈的重要组成部分,是地表极为活跃且具有多重属性的自然要素^[1-2]. 积雪研究对地球辐射平衡、全球气候变化、水文循环、生态环境等研究具有重要意义^[3-7]. 遥感技术是获取雪盖信息的重要手段. 高海拔山区易受云雾影响,利用可见光和近红外遥感获取积雪信息受到限制. 合成孔径雷达(SAR)利用其高空间分辨率、全天时全天候、多波段多极化等优势获取积雪和雪下地表信息,为雪盖制图提供了便利^[8-9].

目前,利用 SAR 数据进行积雪识别的方法主要有:(1)利用多波段、多极化 SAR 数据进行积雪分类. 如 Shi and Dozier^[10]利用 SIR-C/X-SAR 数据的后向散射系数强度、频率比和极化特性,利用决策树识别湿雪和干雪.(2)利用多时相 SAR 数据进行积雪识别. 如 Nagler and Rott^[11]利用湿雪的后向散射系数低于裸土和干雪的后向散射系数这一特性,将无雪时期的 SAR 图像作为参考,计算湿雪期与无雪期的后向散射差值,选取合适的阈值来识别湿雪. Schellenberger *et al*^[12]利用多时相 COSMO-SkyMed X 波段数据,计算有雪与无雪时期的后向散射系数比值,通过阈值区分积雪、草地和岩石,并利用误差概率最小化(POE)来限制最大误差,提高识别湿雪的精度.(3)利用 SAR 干涉测量进行积雪识别. 如李震和郭华东^[13]根据积雪覆盖后的地面相干性发生很大变化这一特征,利用 SAR 重复轨道干涉测量,将积雪与其他相干性较高的地物区分开来,进行积雪制图. Shi and Dozier^[10]和 Strozzi *et al*^[14]也利用时间

基线较短的 SAR 数据进行干涉测量,通过相干性特征进行积雪制图.(4)利用全极化 SAR 数据进行目标分解识别积雪. 如 Singh and Venkataraman^[15]利用 ALOS-PALSAR 数据,通过非相干目标分解的方法获取 H/A/ α 三个参数,并加入 Yamaguchi 四分量分解参数进行积雪识别. 也有学者利用极化率(PF)以及相干矩阵的特征值(λ_3),通过 Wishart 监督分类的方法进行积雪识别,该方法需要训练区和地形信息,简单易行^[16]. Longépé *et al*^[17]和 Huang *et al*^[18]将全极化 SAR 数据分解提取特征值和特征向量,通过 SVM 监督分类的方法进行积雪制图. 然而,以上积雪识别方法都是在像元层次上进行的,易受相干斑噪声的影响,当斑点噪声非常严重时会影响识别结果.

随着合成孔径雷达技术的不断提高,SAR 图像的空间分辨率越来越高,包含的信息也更加丰富. 面向对象分析(Object-based image analysis, OBIA)技术为 SAR 图像的地物识别提供了新思路^[19]. 它根据区域的同质性进行图像分割,能够抑制 SAR 图像相干斑噪声对地物识别的影响^[20]. SAR 图像分割的方法主要分为两大类:基于特征的方法和基于模型的方法.(1)基于特征的分割方法利用 SAR 数据中的散射系数、边缘和区域等特征,将同质性区域分割开来. 主要方法有阈值分割^[21]、边缘检测与连接、区域生长^[22]、聚类分割^[23]、分水岭分割^[24]、活动轮廓法^[25]和图割法^[26]等.(2)基于模型的分割方法通过数学模型来模拟 SAR 数据的分布,从而实现分割. 主要方法有组合优化模型

法、马尔可夫随机场(MRF)模型法^[27-29]、隐马尔可夫随机场(HMRF)模型法、分层马尔可夫随机场(H-MRF)模型法、三重马尔可夫随机场(TMRF)模型法^[30-32]、多尺度模型(如 MAR、MARMA)等方法. MRF 模型描述了像元与周围像元之间的相互依赖关系,能够充分利用上下文信息,抑制相干斑噪声的影响,适合 SAR 图像积雪识别.

本文选择新疆玛纳斯河流域的典型研究区,首先进行积雪识别特征的选择,然后利用 MRF 模型对春季融雪期的 SAR 图像进行建模,确定先验概率和概率密度函数,根据贝叶斯定理将图像分割问题转化为最大后验概率(Maximum a Posteriori, MAP)求解问题,最终利用 ICM 算法

求解 MAP,以获取对象的最优标记,从而识别出积雪.最后通过实测数据对识别结果进行验证,分析了不同特征对不同区域的识别效果.

1 研究区与数据

1.1 研究区概况 玛纳斯河流域位于新疆天山中段北坡,径流主要依靠山区冰雪融化和降水补给.本文选取的研究区地理范围为 $43^{\circ}47' \sim 44^{\circ}05'N, 85^{\circ}44' \sim 86^{\circ}08'E$,面积为 625 km^2 ,高程范围为 $721 \sim 2929 \text{ m}$.图 1 为研究区位置示意图,图中红色圆点为实测点,实测点共 31 个,全部被积雪所覆盖.积雪覆盖面积在 1—2 月达到最大,3—4 月中低海拔地区积雪开始消融,7—8 月积雪覆盖面积为年内最小^[33].

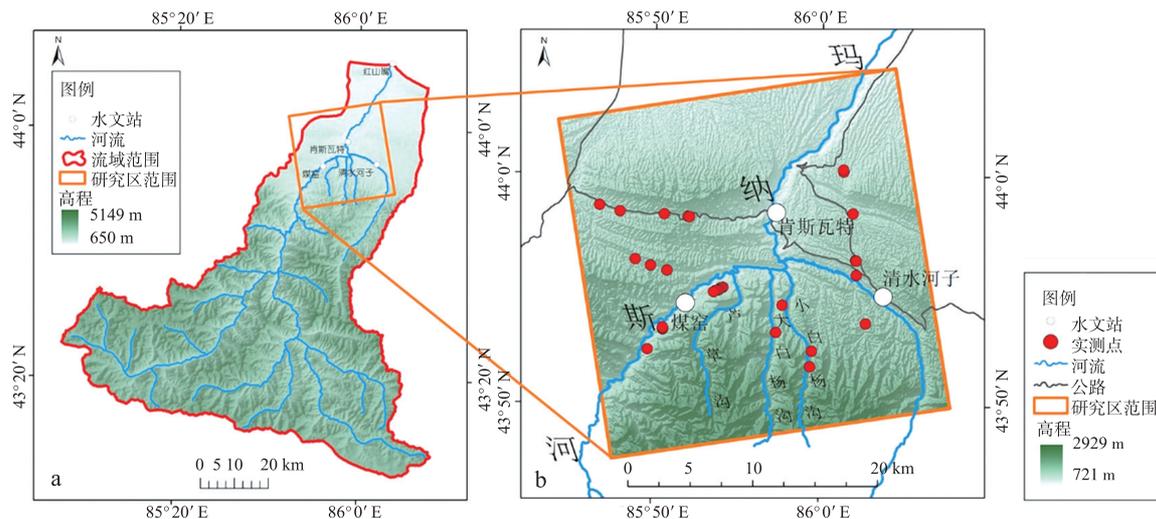


图 1 研究区位置示意图((a):玛纳斯河流域,(b):研究区)

Fig. 1 Location of the study area((a):Manasi River Basin,(b):Study area)

1.2 数据资料 本文采用的数据分为遥感数据、地面观测数据和辅助数据.遥感数据采用 2014 年 3 月 19 日融雪时期 Radarsat-2 数据,为 C 波段(波长为 5.6 cm)全极化(HH 极化、HV 极化、VH 极化、VV 极化)数据,空间分辨率为 8 m ,入射角为 $20^{\circ} \sim 41^{\circ}$.地面观测数据共 31 个实测点,包括与卫星过境同步的雪密度、雪深、雪表面湿度等数据,用于验证积雪识别结果.辅助数据为 ASTER GDEM V2.0 的 DEM 数据(数据来自美国地质勘探局网站:<http://earthexplorer.usgs.gov/>),水平精度为 30 m ,

垂直精度为 17 m ^[34],用于 SAR 数据的地形校正和地理编码处理.

1.3 数据预处理 原始 SAR 图像具有很强的相干斑噪声,并且受地形影响具有叠掩、阴影等几何形变,需要对 SAR 影像进行预处理以便消除或减弱这些影响.(1)通过多视处理对单视复数(Single Look Complex, SLC)数据进行方位向和距离向的平均,使其与地面分辨率保持一致;(2)利用窗口为 5×5 的 Refined Lee Sigma^[35]对图像进行斑点滤波;(3)进行辐射定标、地形校正和地理编码,最终得到四种极化方

式下的后向散射系数图. 为了充分利用 RADARSAT-2 全极化优势, 本文通过相干矩阵的计算, 进行多视处理、斑点滤波、地理编码和地形校正得到极化总功率 S_{pan} 特征. 该特征综合了三种散射机制的散射强度信息, 能够更好地保留图像边缘和纹理结构.

2 研究方法

2.1 积雪与非积雪样本选择 全极化 RADARSAT-2 测量得到的目标复散射矩阵 S 为:

$$S = \begin{bmatrix} S_{\text{HH}} & S_{\text{HV}} \\ S_{\text{VH}} & S_{\text{VV}} \end{bmatrix} \quad (1)$$

散射矩阵中的元素 S 为各极化方式下的散射强度, 根据单站雷达成像满足互易原理, 此时 $S_{\text{HV}} = S_{\text{VH}}$. 可以将散射矩阵 S 转变为 Pauli 基的形式, 用 k 表示转换后的复散射矢量:

$$k = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{\text{HH}} + S_{\text{VV}}, S_{\text{HH}} - S_{\text{VV}}, 2S_{\text{HV}}]^T \quad (2)$$

对于单视数据而言, 散射相干矩阵 T 为:

$$T = k \cdot k^* \quad (3)$$

由于相干矩阵是 Hermite 半正定矩阵, 它通常被用来进行特征值和特征向量的分析. 因此, 相干矩阵 T 可以分解为三个独立的相干矩阵之和:

$$T = \lambda_1 e_1 \cdot e_1^* + \lambda_2 e_2 \cdot e_2^* + \lambda_3 e_3 \cdot e_3^* \quad (4)$$

式中 λ_i 表示矩阵 T 的第 i 个特征值, 为非负的实数. $\lambda_i e_i \cdot e_i^* (i=1, 2, 3)$ 为秩等于 1 的独立散射矩阵, 分别表示一种散射机制. 极化总功率 S_{pan} 包含了三种极化散射机制的散射强度大小, 能够更好地反映地物特征, 其表达式为:

$$S_{\text{pan}} = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = T_{11} + T_{22} + T_{33} \quad (5)$$

式中, T_{ij} 代表相干矩阵 T 中位置为 (i, j) 的元素^[36], 不同元素表示不同的散射机制. T_{11} 表示单次散射, T_{22} 表示二次散射, T_{33} 表示体散射.

利用三种散射机制进行 Pauli 基假彩色合成, 红绿蓝波段分别对应于二次散射、体散射、单次散射. 积雪的后向散射主要为表面散射即单次散射, 因此在图像中表现出蓝紫色或紫黑色; 植被的后向散射主要为体散射, 在图像中表现出黄绿色或浅绿色; 受地形和低入射角影响所产生的

叠掩区在图像上表现出浅黄色和白色^[16].

本文根据不同地物散射机制在 Pauli 基假彩色图像的代表选择积雪、非积雪两类样本, 每类样本各 5 个, 其分布如图 2 所示. 根据所选择样本, 分别分析其在 HH、HV、VV 三种极化方式下的后向散射系数 (σ^0) 以及极化总功率 S_{pan} 中的后向散射特征.

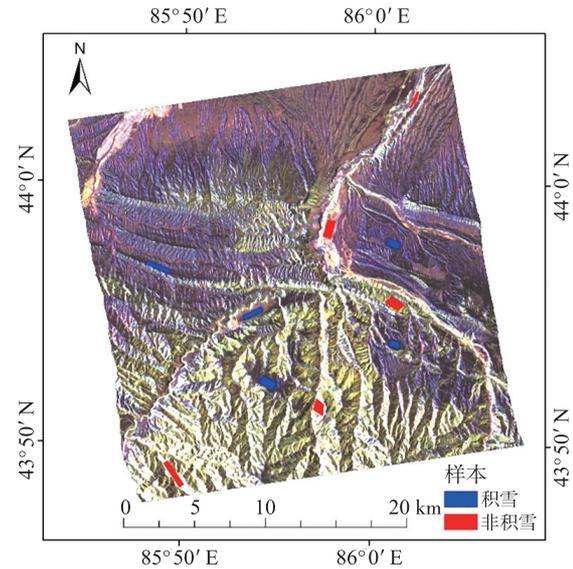


图 2 积雪与非积雪样本分布图 (Pauli 基假彩色图)

Fig. 2 The distribution map of snow and nonsnow samples (Pauli false color composite image)

2.2 MRF 模型的建立 MRF 模型通过先验概率的约束, 利用上下文信息来对像元所属的标记进行估计, 从而对图像进行分割^[37]. 对于一幅定义在二维空间的图像, MRF 可以用一个二维随机场来描述. 设一幅 $M \times N$ 图像的像素位置点集为 $S = \{(i, j) | 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M\}$, 将该图像视为观测图像 Y , 即待分割图像. 标记场 $X = \{x_{i,j} | (i, j) \in S\}$ 是定义在位置 S 上的标记集合, 本文将积雪标记设为 1, 非积雪标记设为 0. 当且仅当 X 满足以下两个条件时, 标记场 X 为马尔可夫随机场:

A 正概率性:

$$P(X = x_{i,j}) > 0 \quad (6)$$

B 马尔可夫性:

$$P\{X_{i,j} = x_{i,j} | X_{k,l} = x_{k,l}, (k, l) \neq (i, j)\} = P\{X_{i,j} = x_{i,j} | X_{k,l} = x_{k,l}, (k, l) \in \eta_{i,j}\} \quad (7)$$

条件 A 表明每个标记发生的概率均大于 0, 则标记场的联合概率 $P(X)$ 也大于 0. 条件 B 被称为局部特性, $\eta_{i,j}$ 表示位置 (i,j) 的邻域系统, 满足 $(i,j) \notin \eta_{i,j}$, 且 $(i,j) \in \eta_{k,l} \Leftrightarrow (k,l) \in \eta_{i,j}$.

分割问题可以描述为在已知观测图像 Y 的基础上, 求解标记场 X 的最佳分布, 即求取后验概率 $P(X|Y)$. 根据贝叶斯(Bayesian)定理可知:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} \propto P(Y|X)P(X) \quad (8)$$

式中, $P(Y)$ 为观测图像 Y 的概率密度函数, 是一个未知常数. $P(Y|X)$ 是给定标记场 X 时, 观测图像 Y 的条件概率, 即似然函数, 它是根据图像满足何种分布来进行描述的, 通常用高斯分布来描述. $P(X)$ 为标记场 X 的先验概率, 满足吉布斯(Gibbs)分布. 求解分割问题即为最优标记问题. 在观测图像 Y 的条件下, 寻找标记场 X 的最大后验概率(MAP), 将其视为最优标记:

$$\hat{X}_{\text{MAP}} = \operatorname{argmax}\{P(X|Y)\} \quad (9)$$

由于 MRF 是条件概率描述, 表现了图像的局部特性, 用局部特征来定义图像的全局特征存在很大的困难. Hammersley-Clifford 定理证明了 MRF 与 Gibbs 分布的等价性, 建立了图像局部特征和全局特征的联系.

$$P\{X_{i,j} = x_{i,j} \mid X_{k,l} = x_{k,l}, (k,l) \neq (i,j)\} = \frac{e^{-U(X)/T}}{\sum_{X_{i,j}} e^{-U(X)/T}} =$$

$$P\{X_{i,j} = x_{i,j} \mid X_{k,l} = x_{k,l}, (k,l) \in \eta_{i,j}\} \quad (10)$$

式中, T 是全局控制参数, 称为温度; $\sum_{X_{i,j}} e^{-U(X)/T}$ 是归一化系数, 可以用一个常数 Z 来表示; $U(X) = \sum_{c \in C} V_c(X)$ 为先验能量函数; $V_c(X)$ 为邻域内基团 c 的势函数. 该理论通过确定邻域内所有基团的势函数来确定联合先验概率, 简化了求解先验概率的方法.

2.2.1 先验概率的确定 标记场的先验概率 $P(X)$ 满足吉布斯分布, 为马尔可夫随机场. 由式(10)可知, 先验概率 $P(X)$ 由邻域基团的势

函数所决定. 高阶邻域系统会增加分割复杂度和时间代价, 因此本文只考虑二阶邻域系统. 本文根据波特(Potts)模型^[37]进行标记变量建模, 基团势函数定义为:

$$V_2(x_i, x_j) = \begin{cases} -1 & x_i = x_j \\ 0 & x_i \neq x_j \end{cases} \quad (11)$$

因此, Potts 模型的先验概率为:

$$P(x_i | x_{\eta_i}) = \frac{e^{-\beta n_i(x_i)}}{\sum_{x_i} e^{-\beta n_i(x_i)}} \quad (12)$$

式中, $n_i(x_i)$ 是在 i 邻域 η_i 中与 x_i 有相同标记的个数. 模型中参数 β 为 MRF 参数, 通过最小二乘法进行估计.

2.2.2 概率密度函数的确定 在已知分割标记的情况下, 观测数据是相互独立的, 即有:

$$P(Y|X) = \prod_{s \in Y} P(y_s | x_s) \quad (13)$$

通常利用高斯分布对观测数据进行描述. 假设其服从均值为 μ_{x_s} , 方差为 $\sigma_{x_s}^2$ 的高斯分布. 则概率密度函数为:

$$P(Y|X) = \frac{1}{Z} \exp \left(- \sum_{s \in Y} \left[\frac{1}{2} \ln(\sigma_{x_s}^2) + \frac{(y_s - \mu_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2} \right] / T \right) \quad (14)$$

2.2.3 最大后验概率的求解 通过确定先验概率和概率密度函数后, 全局后验概率也随之确定. 根据式(10)可知, 全局后验概率可以由先验能量和似然能量表达:

$$P(X|Y) = \frac{e^{-U(X|Y)/T}}{Z} = \frac{e^{-[U(X) + U(Y|X)]/T}}{Z} \quad (15)$$

将式(12)和式(14)代入上式可得到全局后验概率的最终形式:

$$P(X|Y) = \frac{1}{Z} \exp \cdot \left\{ - \frac{1}{T} \sum_{s \in Y} \left[\frac{1}{2} \ln(\sigma_{x_s}^2) + \frac{(y_s - \mu_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2} + \beta n_s(x_s) \right] \right\} \quad (16)$$

最终, 基于 MRF 模型的分割问题归结为一个求解最大后验概率的问题. 求解最大后验概率的方法通常有迭代条件(ICM)算法、模拟退火算法、遗传算法和图割法等. ICM 算法收

敛速度快,简单易行,是常用的最大后验概率求解方法,本文采用 ICM 算法进行最大后验概率的求解.

2.3 MRF 分割流程 基于 MRF 模型的 SAR 图像积雪分割流程为:(1)利用 k -means 进行初始聚类分割;(2)对初始分割结果进行统计,估计 MRF 参数、积雪与非积雪的概率密度函数;(3)通过计算最大后验概率,判断每一像元所属的类别,更新分割结果,并重新估计类别参数;(4)判断是否收敛或满足 ICM 迭代终止条件,如果满足则退出,否则返回步骤(3)进行下一次迭代,直到满足条件为止.

3 结果与分析

3.1 积雪特征选择 本文通过选择积雪与非积雪样本,得出二者在不同极化方式和总功率下的后向散射特性.如图 3 所示,积雪在三种极

化方式下的后向散射系数以及总功率都明显低于其他地物,是由于研究区该时期为春季融雪期,积雪表层含水量在 1.70%~6.33%之间,大部分积雪表层已经开始融化,积雪表面湿度增加导致后向散射系数急剧下降,从而与其余地物区分开来.积雪在同极化方式下(HH、VV 极化)与其余地物有部分重叠,重叠像元占总像元的 4.49%和 2.22%,可能会造成误分;而积雪在交叉极化 HV 方式下和 Span 总功率中与其余地物重叠较少,重叠率仅为 0.47%和 0.02%,可分性较高,因此将二者作为识别积雪的特征.

3.2 基于 MRF 分割的积雪识别结果 为分析 MRF 分割方法的可行性,本文先在研究区内选择了三个大小为 800×800 像元的实验区(如图 4 所示),三个区域所包含的实测点相对集中,便于进行结果验证.

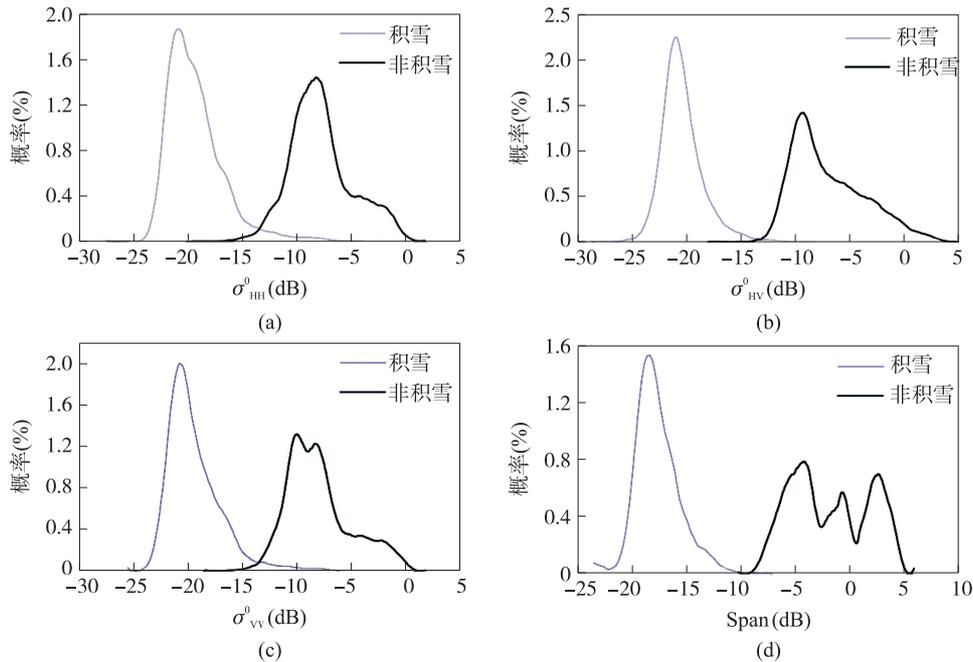


图 3 积雪与非积雪在三种极化方式和总功率 Span 图下的概率分布曲线

Fig. 3 The probability distribution of snow and nonsnow in three polarizations and span

利用 MRF 模型对图像进行分割,将分割后的对象标记为积雪和非积雪,分割结果如图 5 和 6 所示.与原图像对比,两种特征的分割结果边界清晰,边缘保持较好.该方法收敛速度

快,分割效率高.图 5 中三个实验区所需的分割时间分别为:4.31 s、4.68 s、4.16 s,图 6 中三个实验区所需的分割时间分别为:4.59 s、4.10 s、4.11 s.对实验区 A,两种特征的分割结果孤

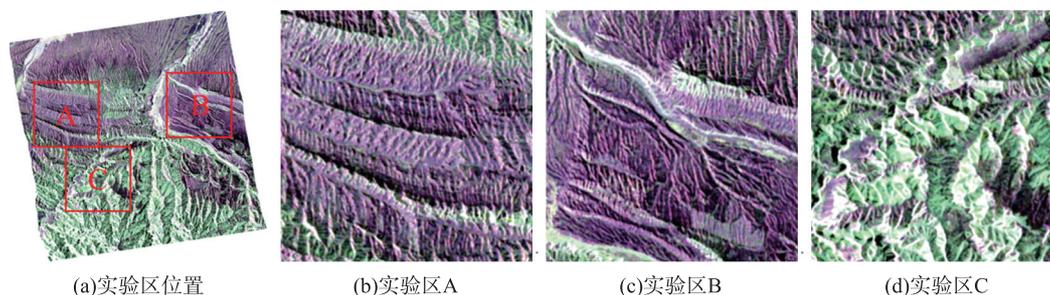


图 4 实验区示意图(假彩色合成图 R:HH;G:HV;B:VV)

Fig. 4 Schematic diagram of the experimental areas(The map is false color composite image)

立点都较多,阴坡积雪较为完整,阳坡积雪较为破碎.造成该结果的原因在于阳坡积雪融化速度较快,部分积雪已经完全融化,而阴坡积雪受光照较少,融化较慢,从而积雪面积相对连续.对实验区 B, HV 极化方式下的分割结果较为完整,孤立点较少,总功率 Span 下的分割结果则出现过分割.对于实验区 C,极化总功率 Span 的分割结果连通性较好,积雪对象中的孤立点较少.经统计,85%以上的实测点与利用该两种特征的分割结果吻合,表明了 MRF 分割方法可以利用于 SAR 积雪识别.

验证该分割方法对三个实验区有较好的识别效果后,本文对整个研究区进行积雪识别.由图 7a 可以看出,利用 HV 极化方式下的后向散射系数能够很好地识别地势较为平坦地区的积雪,但对于地形起伏较大的地区,如黄色椭圆所在的大、小白杨沟区域则识别效果较差,这是由于单一极化方式受地形影响较大,导致在沟底的识别精度较低.而由图 7b 所示,利用极化总功率 Span 特征进行分割,大、小白杨沟区域的积雪能够较好地识别出来,表明极化总功率 Span 受地形因素影响较小,能够较好地识别山区积雪.可见,利用全极化特征能够更好地识别山区积雪.

3.3 精度评价 利用与卫星过境同时期的实测数据进行精度验证,识别精度如表 1 所示,三个实验区的识别精度在 85.71% 以上,总体的识别精度在 76.67% 以上. Span 的识别精度比 HV 极化方式下后向散射系数的识别精度高,提高了 13.04%,是因为其综合了全极化信息,拥有更高的识别精度.

表 1 积雪识别精度评价

Table 1 The accuracy evaluation of the snow recognition

图像	HV 后向散射系数 识别精度(%)	Span 识别 精度(%)
实验区 A	100.00	100.00
实验区 B	85.71	85.71
实验区 C	90.00	90.00
全图	76.67	86.67

为了分析地形对积雪识别的影响,进一步将识别结果与高程和坡度叠加,分析高程和坡度对识别结果的影响.生成 100 个随机点,以 Pauli 基假彩色合成图为参考图像,其中积雪点为 58 个,非积雪点为 42 个,进行不同高程与坡度的积雪识别精度评价.如表 2 所示,在 500~2500 m 高程范围内,Span 特征的识别精度比 HV 后向散射系数特征高;高程在 500~1500 m 的区域, HV 后向散射系数的识别精度为 80.00% 以上,识别效果较好,但随着高程的增加该特征识别精度下降,在 2000~2500 m 的区域内,该特征的识别精度仅为 60.00%,表明该特征受高程影响较大;对极化总功率 Span 而言,其在 500~2500 m 的高程范围内识别精度都达到了 80.00% 以上,对比 HV 后向散射系数的识别精度有很大提高,尤其在高程为 1500~2000 m 和 2000~2500 m 的区域内,该特征比 HV 后向散射系数的识别结果提高了 30.20% 和 33.33% 的精度.表 3 列出了不同坡度下积雪识别的精度,结果表明:坡度在 0°~

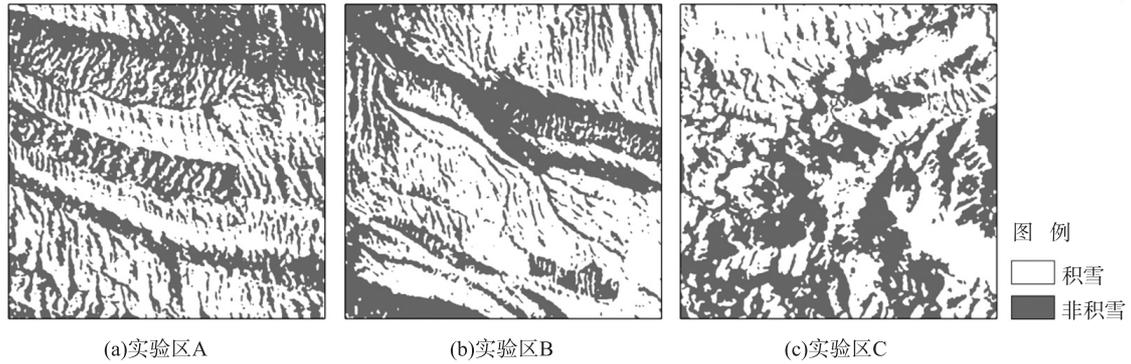


图 5 HV 极化方式下基于 MRF 分割的积雪识别结果

Fig. 5 The snow recognition results using MRF segmentation in HV polarization

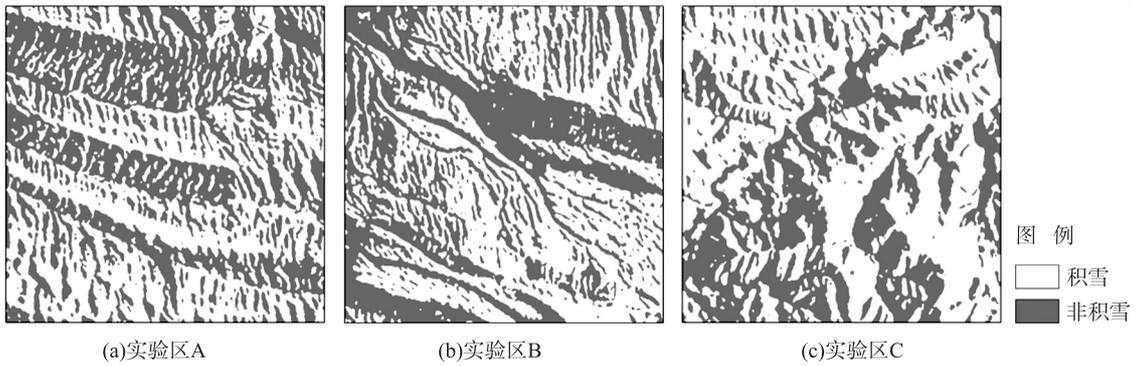


图 6 极化总功率 Span 下基于 MRF 分割的积雪识别结果

Fig. 6 The snow recognition results using MRF segmentation in the total power of polarization

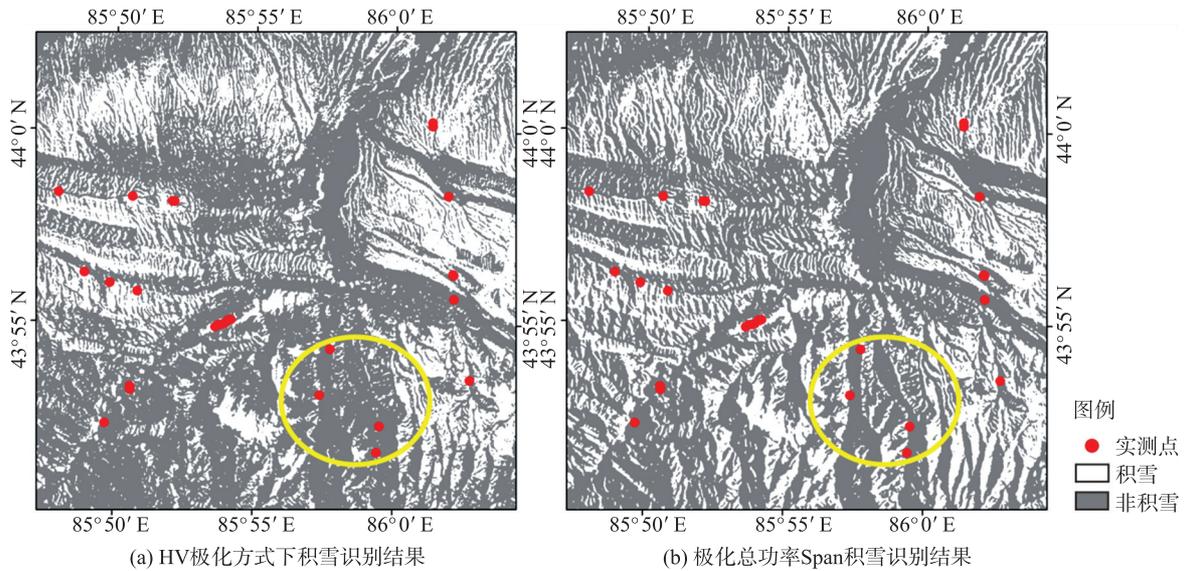


图 7 研究区积雪识别结果

Fig. 7 The results of snow recognition in the study area

20°之间,二者的识别精度都到达了 80%以上,Span 特征较 HV 后向散射系数特征有更好的识别效果;在坡度大于 20°时,HV 后向散射系数识别精度随着坡度的增加而降低,当坡度为 30°~40°时,该特征识别精度只有 66.67%,相对于坡度较小的区域明显下降;Span 的识别精度则受坡度影响较小,均保持在 80.00%以上,在坡度较大时也有较好的识别效果.

表 2 不同高程下积雪识别精度评价

Table 2 The accuracy evaluation of the snow recognition under different elevation

高程(m)	HV 后向散射系数 识别精度(%)	Span 识别 精度(%)
500~1000	80.00	95.00
1000~1500	80.33	86.89
1500~2000	71.43	93.75
2000~2500	60.00	80.00

表 3 不同坡度下积雪识别精度评价

Table 3 The accuracy evaluation of the snow recognition under different slope

坡度(°)	HV 后向散射系数 识别精度(%)	Span 识别 精度(%)
0~10	80.56	88.89
10~20	84.00	92.00
20~30	75.00	91.67
30~40	66.67	80.00

综上所述,在高程较低且坡度较小的区域,HV 后向散射系数和极化总功率 Span 的积雪识别效果较好,都达到了 80.00%以上的识别精度;随着高程的增加和坡度的增加,HV 后向散射系数受其影响使得积雪识别精度下降,而极化总功率 Span 能够较好地克服二者的影响,提高识别精度.因此,利用全极化特征在地形复杂的条件下能够较好地识别积雪.

4 结 论

本文利用春季融雪期的全极化 RADARSAT-

2 数据,根据地物散射机制选择积雪与非积雪样本,分析积雪在不同极化方式下的散射特性,从而选择合适的积雪识别特征,利用像元的空间相关性和上下文信息,建立马尔可夫随机场,通过 MRF 模型分割获得积雪识别结果图.利用同时期的实测数据进行验证,识别精度达 86.67%以上,表明该方法能够较好地识别积雪.结果表明:

(1)交叉极化方式下的后向散射系数和极化总功率 Span 比同极化方式下的后向散射系数有更好的识别积雪效果,二者可以作为 SAR 积雪识别的特征.

(2)在地势较为平坦,高程低于 1500 m 且坡度小于 20°时,HV 极化方式的后向散射系数与 Span 的识别结果较好,都达到了 80%以上,后者的识别精度比前者的高;随着高程和坡度的增加,前者的识别效果降低,后者则能较好地克服地形的影响,保持良好的识别效果.

(3)利用 MRF 模型分割方法能够很好地利用空间关系,克服相干斑噪声的影响,使得识别结果连通性较好,边缘保持较好,适合用于 SAR 积雪识别.

参考文献

[1] 曾群柱,冯学智.我国冰雪灾害遥感监测的前景和问题.遥感信息,1991,(3):4-6.

[2] 冯学智,李文君.雪盖卫星遥感信息的提取方法探讨.中国图象图形学报:A 辑,2000(10):836-839.

[3] Hall D K, Riggs G A, Salomonson V V. Development of methods for mapping global snow cover using moderate resolution imaging spectroradiometer data. Remote Sensing of Environment, 1995, 54(2):127-140.

[4] 杨兴国,秦大河,秦翔.冰川/积雪-大气相互作用研究进展.冰川冻土,2012,34(2):392-402.

[5] Robinson D A, Dewey K F, Heim Jr R R. Global snow cover monitoring: An update. Bulletin of the American Meteorological Society, 1993, 74(9):1689-1696.

- [6] 施雅风,程国栋. 冰冻圈与全球变化. 中国科学院院刊,1991,4:287-291.
- [7] Rees W G. Remote sensing of snow and ice. Boca Raton,Florida:CRC Press,2006,312.
- [8] 施建成,杜阳,杜今阳等. 微波遥感地表参数反演进展. 中国科学:地球科学,2012,42(6):814-842.
- [9] Shi J,Dozier J,Rott H. Snow mapping in alpine regions with synthetic aperture radar. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1994,32(1):152-158.
- [10] Shi J,Dozier J. Mapping seasonal snow with SIR-C/X-SAR in mountainous areas. Remote Sensing of Environment,1997,59(2):294-307.
- [11] Nagler T, Rott H. Retrieval of wet snow by means of multitemporal SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2000,38(2):754-765.
- [12] Schellenberger T, Ventura B, Zebisch M, *et al.* Wet snow cover mapping algorithm based on multitemporal COSMO-SkyMed X-band SAR images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2012,5(3):1045-1053.
- [13] 李震,郭华东. SAR 干涉测量的相干性特征分析及积雪划分. 遥感学报,2002,6(5):334-338.
- [14] Strozzi T,Wegmuller U,Matzler C. Mapping wet snowcovers with SAR interferometry. International Journal of Remote Sensing,1999,20(12):2395-2403.
- [15] Singh G, Venkataraman G. Application of incoherent target decomposition theorems to classify snow cover over the Himalayan region. International Journal of Remote Sensing,2012,33(13):4161-4177.
- [16] Singh G, Venkataraman G, Yamaguchi Y, *et al.* Capability assessment of fully polarimetric ALOS-PALSAR data for discriminating wet snow from other scattering types in mountainous regions. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2014,52(2):1177-1196.
- [17] Longépé N, Shimada M, Allain S, *et al.* Capabilities of full-polarimetric PALSAR/ALOS for snow extent mapping. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS),2008,4:IV-1026-IV-1029.
- [18] Huang L,Li Z,Tian B S,*et al.* Classification and snow line detection for glacial areas using the polarimetric SAR image. Remote Sensing of Environment,2011,115(7):1721-1732.
- [19] 张红,叶曦,王超等. 面向对象的高分辨率 SAR 图像处理及应用. 中国图象图形学报,2014,19(3):344-357.
- [20] Li S Z. Markov random field modeling in computer vision. Springer-Verlag New York, Inc.,1995,279.
- [21] El Zaart A,Ziou D,Wang S,*et al.* Segmentation of SAR images. Pattern Recognition,2002,35(3):713-724.
- [22] Yu P, Qin A K, Claudi D A. Unsupervised polarimetric SAR image segmentation and classification using region growing with edge penalty. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2012,50(4):1302-1317.
- [23] Chumsamrong W, Thitimajshima P, Rangsanseri Y. Synthetic aperture radar (SAR) image segmentation using a new modified fuzzy c-means algorithm. IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS),2000,2:624-626.
- [24] Li W,Benie G B,He D C,*et al.* Watershed-based hierarchical SAR image segmentation. International Journal of Remote Sensing,1999,20(17):3377-3390.
- [25] Marques R C P, Medeiros F N, Santos Nobre J. SAR image segmentation based on level set approach and GOA model. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2012,34(10):2046-2057.
- [26] Ersahin K, Cumming I G, Ward R K. Segmentation and classification of polarimetric SAR data using spectral graph partitioning. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2010,48(1):164-174.
- [27] Deng H, Claudi D A. Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme. Pattern recognition,2004,37(12):2323-2335.

- [28] Clausi D A, Yue B. Comparing cooccurrence probabilities and Markov random fields for texture analysis of SAR sea ice imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(1):215–228.
- [29] DaEli C, Ruscino S, Abbate M, *et al.* SAR image classification through information-theoretic textural features, MRF segmentation, and object-oriented learning vector quantization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(4):1116–1126.
- [30] Benboudjema D, Pieczynski W. Unsupervised statistical segmentation of nonstationary images using triplet Markov fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(8):1367–1378.
- [31] Zhang P, Li M, Wu Y, *et al.* Unsupervised multi-class segmentation of SAR images using fuzzy triplet Markov fields model. *Pattern Recognition*, 2012, 45(11):4018–4033.
- [32] Wu Y, Zhang P, Li M, *et al.* SAR image multiclass segmentation using a multiscale and multidirection triplet Markov fields model in non-subsampled contourlet transform domain. *Information Fusion*, 2013, 14(4):441–449.
- [33] 林金堂, 冯学智, 肖鹏峰等. 基于 MODIS 数据的玛纳斯河山区雪盖年内变化特征研究. *遥感信息*, 2012, (2):20–24.
- [34] Wang W, Yang X, Yao T. Evaluation of ASTER GDEM and SRTM and their suitability in hydraulic modelling of a glacial lake outburst flood in southeast Tibet. *Hydrological Processes*, 2012, 26(2):213–225.
- [35] Lee J S, Wen J H, Ainsworth T L, *et al.* Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(1):202–213.
- [36] Cao F, Hong W, Wu Y, *et al.* An unsupervised segmentation with an adaptive number of clusters using the SPAN/H/ α /A space and the complex Wishart clustering for fully polarimetric SAR data analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(11):3454–3467.
- [37] Li S Z. Markov random field modeling in image analysis. London: Springer, 2009, 362.