

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2015.05.007

基于极化 SAR 图像的玛纳斯河流域典型区积雪识别

郭金金^{1,2,3}, 肖鹏峰^{1,2,3*}, 冯学智^{1,2,3}, 朱榴骏^{1,2,3}, 周淑媛^{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:极化合成孔径雷达具备全天候的积雪观测能力,而且能提供丰富的极化特征用于积雪识别.选取 2014 年 3 月 19 日新疆玛纳斯河流域典型区 Radarsat-2 数据,首先对全极化 SAR(Synthetic Aperture Radar)数据进行目标分解提取积雪极化特征,再利用 J-M 距离(Jeffreys-Matusita)进行特征选择,分析不同极化特征对积雪的可分性,最后利用最优特征集和支持向量机(Support vector machine,SVM)进行积雪识别.结果表明:Yamaguchi 分解和 Freeman 分解的体散射分量、相干矩阵特征值和香农熵四种极化特征对积雪有较强的识别能力;多种极化特征联合识别相对于单一特征识别积雪具有较大优势,基于四种极化特征的积雪识别精度达到 84%.利用极化特征进行积雪识别可获得较好效果,能够弥补可见光遥感难以识别云下积雪的不足.

关键词:Radarsat-2,玛纳斯河流域,目标分解,极化特征,积雪识别

中图分类号:TP181

文献标识码:A

Recognizing snow from polarimetric SAR images in typical area of Manasi River Basin

Guo Jinjin^{1,2,3}, Xiao Pengfeng^{1,2,3*}, Feng Xuezhong^{1,2,3}, Zhu Liujun^{1,2,3}, Zhou Shuyuan^{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, 210023, China)

Abstract: Polarimetric synthetic aperture radar(SAR) sensors can not only provide an all-weather snow observational capacity, but also provide a wealth of polarization characteristics, which have the potential to discriminate the snow-cover from other natural scatters. In this paper, the data we acquired was Radarsat-2 image in typical area of Manasi River Basin, Xinjiang Province on 19 March 2014. At first, we used polarimetric decomposition methods to extract polarimetric features for snow recognition. Secondly, Jeffreys-Matusita (J-M) distance was applied for feature selection. We analyzed the separability of different polarimetric features to discriminate between snow and snow-free

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

areas. At last, snow recognition was completed by using the best features and support vector machine(SVM). The results show that the volume scattering component of Yamaguchi and Freeman decomposition, eigenvalue of coherent matrix and Shannon entropy have strong recognition ability for snow, and compared with the single feature, combining several polarimetric features for snow recognition can obtain a better result and the accuracy based on the four polarimetric characteristics reached 84%. The snow identification by polarization features can acquire better effect and can remedy the limitation in snow identification by visible spectral remote sensing under the cloud condition.

Key words: Radarsat-2, Manasi River Basin, polarimetric decomposition, polarimetric feature, snow recognition

积雪约占地球表面全部降水的 5%^[1], 是地球表面最活跃的自然要素之一, 对气候变化具有反馈效应。同时, 中纬度干旱和半干旱地区积雪融水是春季河川径流的主要补给水源, 超过 70% 的河流补给量来自融雪径流^[2]。因此, 积雪监测对生产生活用水调度及对抗洪涝灾害等都有重要意义^[3]。玛纳斯河流域位于新疆天山北坡经济带, 对新疆的农业和经济发展有重要的贡献。季节性积雪及融雪径流对玛纳斯河春季径流量起着重要的调节作用^[4]。获取高质量的积雪覆盖产品是该区融雪径流模拟、积雪动态监测重要的基础性工作, 对促进玛纳斯河流域的生产发展有重要意义。

目前, 可见光遥感已广泛应用于不同尺度的积雪识别^[5], 但易受天气影响, 难以获取云下积雪信息^[6]。近年来, 合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)以其全天候的观测能力, 成为获取积雪信息的重要工具。目前, 国内外学者对 SAR 积雪研究已做出大量工作。Shi and Dozier 先后利用单极化和多频多极化 SAR 数据对积雪分类, 结果表明, 仅利用单极化数据难以区分积雪和冰川, 而多频多极化数据受地形影响严重^[7-8]。Nagler and Rott 利用多时相 SAR 后向散射系数比值识别湿雪, 经实验此方法有较好的鲁棒性^[6]。李震和郭华东用干涉测量技术获取的相干系数识别积雪, 但干涉测量技术对 SAR 数据选取要求较高^[9]。Singh *et al* 比较了单极化、双极化和全极化 SAR (Polarization synthetic aperture radar, PolSAR) 数据对积雪的识别能力, 并提出基于 PolSAR 数据识别积雪的 PF 方法。PolSAR 的

显著特点是利用极化波, 它能反映积雪极化散射特性, 并可区分不同类型散射机制, 有助于改善积雪识别效果。Singh *et al* 的研究结果表明, PolSAR 数据对积雪有更强的识别能力^[10]。

PolSAR 为积雪识别提供大量极化信息, 目标分解是从 PolSAR 数据中提取目标极化特征的重要方法。目标分解最先由 Huynen 提出, 后人对其做了大量基础性研究^[11], 使得目标分解在极化图像目标分类、识别和分割等领域中得到广泛应用^[12-13]。Singh and Venkataraman 将非相干目标分解用于描述不同地物目标, 利用 Wishart 分类器对喜马拉雅山地区的积雪进行分类^[14]。Huang *et al* 利用 HV 后向散射系数与目标分解的极化参数, 运用支持向量机(SVM)方法识别天山科其喀尔冰川地区的冰碛物覆盖^[15]。Park *et al* 利用 ALOS-PALSAR 时间序列数据集, 研究季节性积雪状态变化与极化参数之间的关系^[16]。目标分解能够获得丰富的极化特征, 每个极化特征都包含详细地物信息。为了避免 Hughes 现象, 即训练样本固定时, 分类精度随特征维数的增加而下降的现象, 有必要在积雪识别前对极化特征进行选择。目前, 已有大量用于极化雷达目标识别和分类的特征选择算法, 并取得良好效果, 如基于 SVM 的特征选择算法^[17]、基于决策树的特征选择算法^[18]及遗传算法^[19]等。

本文在新疆玛纳斯河流域选择研究区, 以 C 波段全极化 Radarsat-2 数据为基础, 首先利用目标分解方法提取积雪各种极化特征, 然后利用 J-M 距离进行特征选择, 分析不同极化特征对积雪的识别能力, 最后, 利用单个极化特征

阈值及利用 SVM 联合多个最优极化特征对积雪进行识别,以满足恶劣气候条件下获取积雪覆盖信息的需求,为玛纳斯河流域水资源合理利用及气候变化研究提供科学依据.

1 研究区与数据

1.1 研究区概况 玛纳斯河流域位于新疆准噶尔盆地南缘,全长 324 km,是准噶尔盆地最长的内陆河.研究区经纬度范围为 $43^{\circ}79' \sim$

$44^{\circ}08'N, 85^{\circ}74' \sim 86^{\circ}13'E$,海拔在 721~2929 m 之间(图 1).研究区处于玛纳斯河出山口附近,区内北部地形平坦,南部为山区.下垫面类型主要为中覆盖度草地及高覆盖度草地,南部海拔 2500 m 以上的山区有少量针叶林分布.流域内冰雪覆盖面积一般在 1—2 月最大,3—4 月中低海拔地区积雪开始消融,7—8 月冰雪面积为年内最小值.研究区内积雪具有密度低、含水量少、温度梯度大和深霜发育层厚等特点.

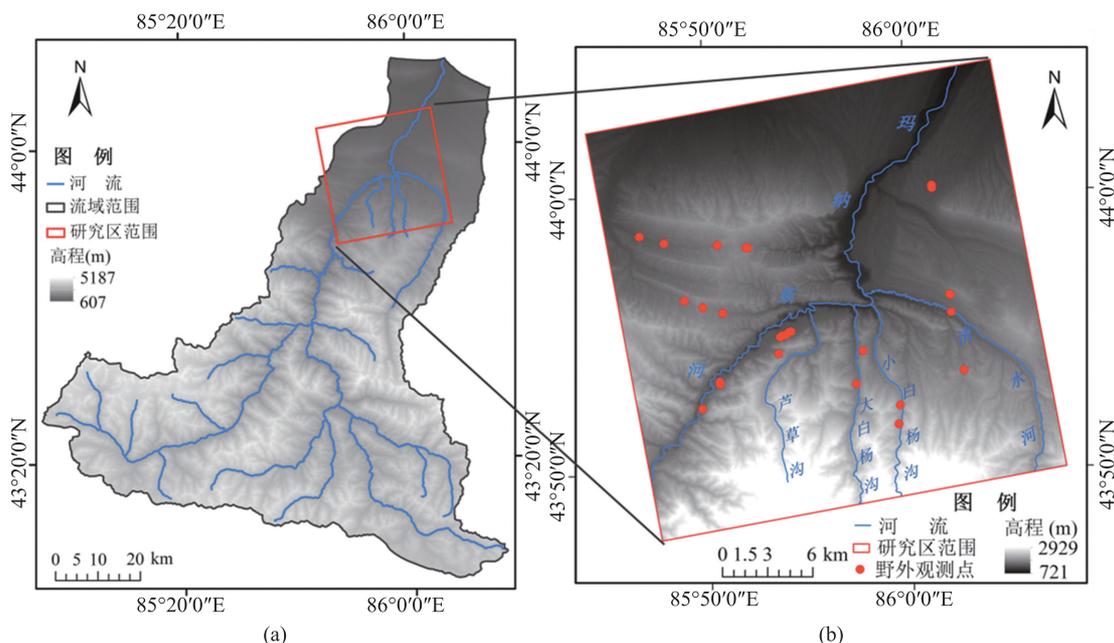


图 1 研究区示意图((a):玛纳斯河流域,(b):研究区)

Fig. 1 Schematic diagram of the study area((a):Manasi River Basin,(b):Test site)

1.2 数据资料及处理

1.2.1 Radarsat-2 数据 研究使用的数据为 C 波段 Radarsat-2 精细四极化模式数据,属于全极化数据,包括 HH、HV、VH 和 VV 四种极化方式.数据类型为单视复型(SLC)数据,入射角为 $20^{\circ} \sim 41^{\circ}$,空间分辨率为 8×12 m,幅宽为 25 km.成像时间为 2014 年 3 月 19 日,属于积雪融化初期,积雪已开始融化.由野外同步积雪观测数据可知积雪湿度在 $0.70\% \sim 6.59\%$ 之间,大部分为湿雪.本文应用 PolSARpro 软件对 Radarsat-2 数据进行预处理,首先计算出散射矩阵 S,由散射矩阵 S 获得相干矩阵 T 和协方差矩阵 C.对 T 和 C 进行 $5(\text{Azimuth}) \times 3$

(Range)多视处理,用窗口大小为 5×5 改进的 Lee 滤波方法对其进行降噪处理.最后,利用 DEM 数据对 T 和 C 进行地理编码和地形辐射校正.

1.2.2 其它数据 本文对 Radarsat-2 数据进行地理编码和地形辐射校正使用的数字地形数据(DEM)为 ASTER GDEM 数据,其水平精度为 30 m,垂直精度为 17 m.受地形影响,雷达在成像时会产生几何失真,即阴影和叠掩.为减轻这些几何失真对积雪识别结果的影响,利用 DEM 获取阴影和叠掩区域掩膜.鉴于缺少 2014 年 3 月 19 日同步无云光学影像作参照,选择 2014 年 3 月 19 日 31 个野外积雪观测数

据点对研究结果进行检验,其分布如图 2 中红点所示.

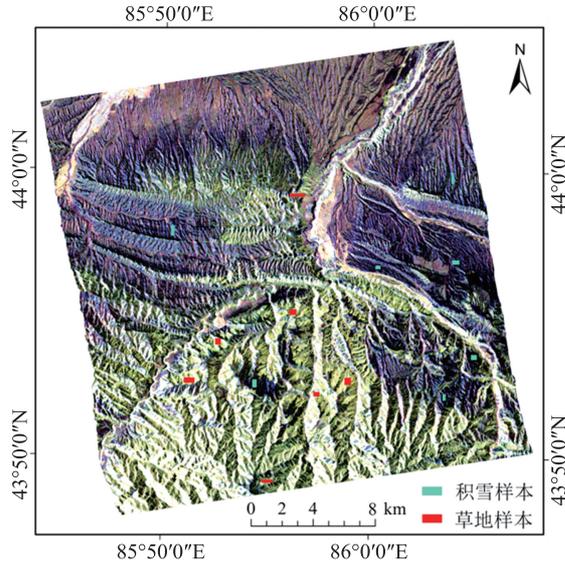


图 2 Radarsat-2 的 Pauli 基假彩色图像及样本分布
Fig. 2 Pauli RGB of Radarsat-2 and the location of samples

2 研究方法

2.1 基于 Pauli 分解的样本选择 在缺少同步光学影像参考的情况下,SAR 数据中积雪与非积雪样本选择是一个难题. Pauli 分解构造的假彩色图像能够清楚地反映不同物理散射机制,通常被用作极化 SAR 影像显示的标准格式,以准确判断不同地物类型^[20]. Pauli 分解是一种常用的目标分解方式,在 Pauli 分解中散射矩阵被分解为各 Pauli 矩阵的复数形式的加权和,其中每个 Pauli 基矩阵对应一种基本的散射机制^[21]. 表示如下:

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} = \frac{a}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{b}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + \frac{c}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} + \frac{d}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & -j \\ j & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, a, b, c, d 都是复数,其值由下式给出:

$$\begin{aligned} a &= \frac{S_{HH} + S_{VV}}{\sqrt{2}}, & b &= \frac{S_{HH} - S_{VV}}{\sqrt{2}}, \\ c &= \frac{S_{HV} + S_{VH}}{\sqrt{2}}, & d &= j \frac{S_{HV} - S_{VH}}{\sqrt{2}} \end{aligned} \quad (2)$$

在单站条件下,满足 $S_{HV} = S_{VH}$, Pauli 可简化为三个基矩阵,即 $d = 0$. 这样可以得到总功率:

$$Span = |S_{HH}|^2 + 2|S_{HV}|^2 + |S_{VV}|^2 = |a|^2 + |b|^2 + |c|^2 \quad (3)$$

Pauli 分解出来的极化参数与三种基本的散射机制相关: $|a|^2$ 代表单次或奇次散射, $|b|^2$ 代表二次或偶次散射, $|c|^2$ 代表体散射. 可以用 $|b|^2$ (红色), $|c|^2$ (绿色), $|a|^2$ (蓝色) 构造 Pauli 基假彩色图像.

本文利用 Pauli 基假彩色图像进行样本选择. 积雪在融化时,湿度增大,介电常数发生改变,雪与空气界面的面散射成为主导的散射,显示为蓝色至深蓝色;植被后向散射中体散射占主导地位,显示为浅黄和黄绿色;叠掩区域为亮白色. 积雪识别将研究区分为积雪区与非积雪区,研究区内非积雪区主要指草地,故选择积雪和草地两类样本. 积雪样本共 7 个,包含 2954 个像元;草地样本共 7 个,包含 2608 个像元(图 2).

2.2 基于目标分解的特征提取 目标分解能够从 SAR 散射矩阵中提取大量散射特征用于积雪识别,其中, $H/A/\bar{\alpha}$ 、Freeman 和 Yamaguchi 分解在积雪研究中应用较为普遍^[22-23], 本文利用这三种方法进行积雪极化特征提取.

$H/A/\bar{\alpha}$ 极化分解方法基于相干矩阵 T 的三个特征值 ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$) 定义参数:极化熵 H ,极化散射各向异性度 A 和平均散射角 $\bar{\alpha}$. 极化熵 H 可以用来描述各种不同散射类型在统计意义上的无序性,与散射集合的去极化相关,其定义如下:

$$H = -P_1 \log_3 P_1 - P_2 \log_3 P_2 - P_3 \log_3 P_3 \quad (4)$$

$$0 \leq P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \leq 1 \quad (5)$$

式中, P_i 对应于特征值 λ_i 获得的伪概率. 极化各向异性度 A 描述相干矩阵 T 第二个和第三个特征值的相对大小,其定义如下:

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3}, 0 \leq A \leq 1 \quad (6)$$

平均散射角 $\bar{\alpha}$ 的值在 $[0^\circ, 90^\circ]$ 上,反映目

标散射机理的转变,其定义如下:

$$\bar{\alpha} = P_1\alpha_1 + P_2\alpha_2 + P_3\alpha_3 \quad (7)$$

式中, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 是特征向量参数.

Freeman 三分量分解将回波信号分解为奇数次散射、偶数次散射和体散射,可初步确定极化 SAR 数据后向散射中占主要地位的散射机制成分^[24]. 其协方差矩阵表达如下:

$$C = f_s C_s + f_d C_d + f_v C_v \quad (8)$$

式中, f_s, f_d, f_v 分别表示奇数次散射、偶数次散射和体散射分量的系数, C_s, C_d, C_v 分别表示奇数次散射、偶数次散射和体散射协方差矩阵.

相比于三分量分解, Yamaguchi 四分量分

解方法可更广泛地应用于散射体具有复杂几何散射结构的情况^[25], 其协方差矩阵如下:

$$C = f_s C_s + f_d C_d + f_v C_v + f_c C_c \quad (9)$$

式中, f_s, f_d, f_v, f_c 分别表示表面散射、偶次散射、体散射和螺旋体散射分量的系数, C_s, C_d, C_v, C_c 分别表示表面散射、偶次散射、体散射和螺旋体散射协方差矩阵.

利用 PolSARpro 软件提供的上述三种目标分解方法, 对预处理后的相干矩阵 T 和协方差矩阵 C 进行分解, 获得 35 个积雪极化参数, 如表 1 所示. 其中, 极化参数的详细计算方法及物理解释可参照 Lee 和 Pottier 的研究^[21].

表 1 极化参数

Table 1 Polarimetric parameters

目标分解方法	极化参数			极化参数			
	H	A	α	HA	$H(1-A)$	$(1-H)A$	$(1-H)(1-A)$
$H/A/\bar{\alpha}$	λ_1	λ_2	λ_3	p_1	p_2	p_3	T_{11}
	T_{22}	T_{33}	SE	SE_l	SE_p	PF	rvi
	$derd$	$serd$	$beta$	$gamma$	$pedestal$	$asymetry$	$lueneburg$
Freeman	F_{dbl}	F_{odd}	F_{vol}				
Yamaguchi	Y_{dbl}	Y_{odd}	Y_{vol}	Y_{hlx}			

2.3 基于 J-M 距离的特征选择 目标分解后获得众多极化参数, 每一个极化参数是积雪识别过程中的一个特征. 在实际应用中, 特征过多会影响积雪识别效果, 利用所有特征进行积雪识别并不合理. 在整个特征空间中, 必然存在对识别问题贡献较大的特征, 有必要从众多极化特征中选取最优积雪极化特征, 找出这些特征既能提高积雪识别性能, 也可较大节省计算时间. 积雪识别需要选择对雪与非雪可分性较强的特征. 可分性的判定方法有很多, 常用的可分性指标有概率距离和相关测度、类间和类内距离及信息熵等. 相对于其它指标, J-M 距离被认为更适合于表达类别间可分性的特点^[26]. J-M 距离是一种在特征选择过程中应用比较广泛的可分性度量标准^[27], 计算较为简单, 具有较好的通用性. 数据服从正态分布时, 基于某一特征两类样本的 J-M 距离计算公式如下:

$$J = 2(1 - e^{-B}) \quad (10)$$

$$B = \frac{1}{8}(m_1 - m_2)^2 \frac{2}{\delta_1^2 + \delta_2^2} + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\delta_1^2 + \delta_2^2}{2\delta_1\delta_2} \right] \quad (11)$$

式中, J 为某特征上的 J-M 距离, m_i, δ_i^2 分别为某类特征的均值和方差, $i=1, 2$. J 在 $[0, 2]$ 上, 当 $0.0 < J < 1.0$ 时, 在所选特征下两类别不具有可分性, 当 $1.0 < J < 1.9$ 时, 两类别有一定的可分性, 当 $J > 1.9$ 时, 两类别可分性很强^[28].

2.4 基于极化特征的积雪识别 对于最优极化特征, 本文应用单一极化特征最佳阈值识别积雪. 考虑到单一特征很难全面表达地表覆盖物真实信息, 利用单一特征进行积雪识别普适性不强. 为充分利用不同极化特征, 进一步提高积雪识别能力, 本文应用 SVM 联合多种最优极化特征进行积雪与非积雪区域的划分.

对于给定的两种不同类别的训练样本, SVM 可以根据间隔最大化准则构造最优分类超平面进行分类. 假设训练样本集由 n 个 d 维特征空间的样本构成, $(x_i, y_i), x_i \in R^d, y_i \in$

$\{+1, -1\}, i=1, 2, 3, \dots, n, y_i$ 为输出值, $+1$ 和 -1 为类别标示, 可由最大分类间隔超平面 $\langle \omega, x \rangle + b = 0, (b \in R)$ 线性划分为两类. 这等价于求解二次规划问题:

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (12)$$

$$\text{Subject to } y_i(\omega x_i + b) \geq 1, \text{ for } i=1, 2, 3, \dots, n \quad (13)$$

应用 Lagrange 算子 $\alpha_i \geq 0$, 可得到上述问题的唯一解 $\alpha_i^* = [\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*]^T$, 满足 $\alpha_i^* [y_i(\omega x_i + b) - 1] = 0, i=1, 2, 3, \dots, n$, 最后得到的最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\langle \omega^*, x \rangle + b^*) = \quad (14)$$

$$\text{sgn} \left[\sum_{i \in SV} y_i \alpha_i^* \langle x_i, x \rangle + b^* \right] \quad (15)$$

当原始特征空间中的训练数据线性不可分时, 引入松弛变量 $\zeta_i (\geq 0)$ 和惩罚因子 $C (> 0)$, 可得到形如式(15)的最优分类超平面的判决函数. 为了在高维特征空间中寻求更优解, 可利用核函数 $K(x, y)$ 实现原始空间到高维空间的非线性映射. 本文选择径向基核函数, 运用交叉验

证方法优化 SVM 径向基核函数两个参数, 使用所选参数(形状参数 $\sigma=0.25$, 惩罚因子 $C=80$)进行积雪划分.

3 结果及分析

3.1 最优极化特征选择 本文选择特征样本在 SPSS 软件中利用 P-P 图进行正态分布检验, 发现输入样本生成的 P-P 图基本围绕第一象限对角线分布, 总体符合正态分布. 利用式(10)和式(11)计算所有特征在所选两类样本上的 J-M 距离, 其折线图如图 3 所示. 从图 3 可知, 各种极化特征对雪和非雪的可分性差异较大, 大部分 J-M 距离都大于 1.0. 其中, Yamaguchi 分解体散射(Y_{vol})和 Freeman 分解体散射(F_{vol})的 J-M 距离都接近 2.0, 对雪和非雪有很强的可分性. 香农熵(SE)和 λ_3 的 J-M 距离都大于 1.9, 可分性仅次于两种体散射分量, 其它特征 J-M 距离均小于 1.9. 由此看出, Y_{vol}, F_{vol}, SE 和 λ_3 四种极化特征可作为积雪识别最优特征.

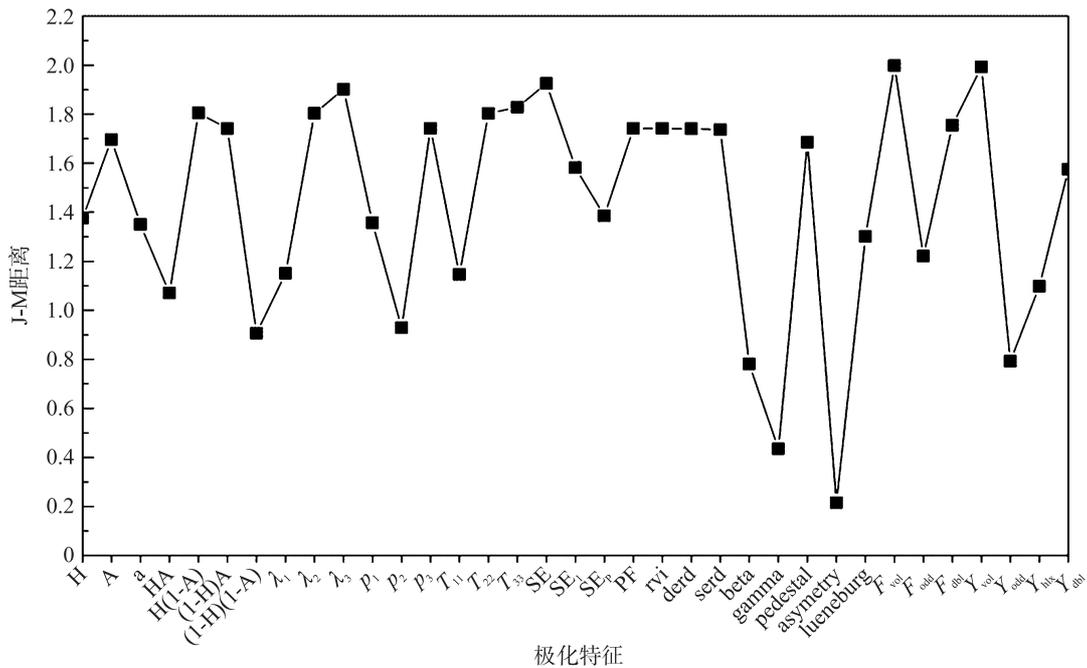


图 3 极化特征 J-M 距离折线图
Fig. 3 Chart of J-M distance of polarimetric features

为进一步探究积雪和草地在四种极化特征上的分布,统计四种极化特征在所选样本上的频率分布图(图 4). 由图 4 可知,两种体散射在样本上的分布较为相似,都是明显的双峰分布. 由于在融化状态下,积雪湿度增加,体散射部分减小,面散射贡献增强,面散射成为主要的散射源^[29]; 而草地表面粗糙度大,体散射在其后向散射中占较大比重. 两者在体散射分量中表现出明显差异,且积雪的值均小于草地. 当 Y_{vol} 取值在 $-16 \sim -14$ dB 之间时,可以较好的将积雪分离

出来;当 F_{vol} 取值在 $-15 \sim -13.5$ dB 之间时,对积雪有较好的分离性. 相干矩阵第三特征值 λ_3 也可用于区分积雪和草地,由图 4 知,积雪样本集中分布在 $0 \sim 0.005$ 区间内,草地样本分布较为分散,其值均大于 0.005. SE 是度量雷达照射媒质无序程度的参量,表示为散射强度部分熵与极化部分熵之和. 积雪的无序程度弱于草地,绝大部分积雪的 SE 值小于草地. SE 在 -6 dB 附近有少量积雪和草地的样本重叠,当 SE 取值在 -7 dB 附近时可以将积雪分离.

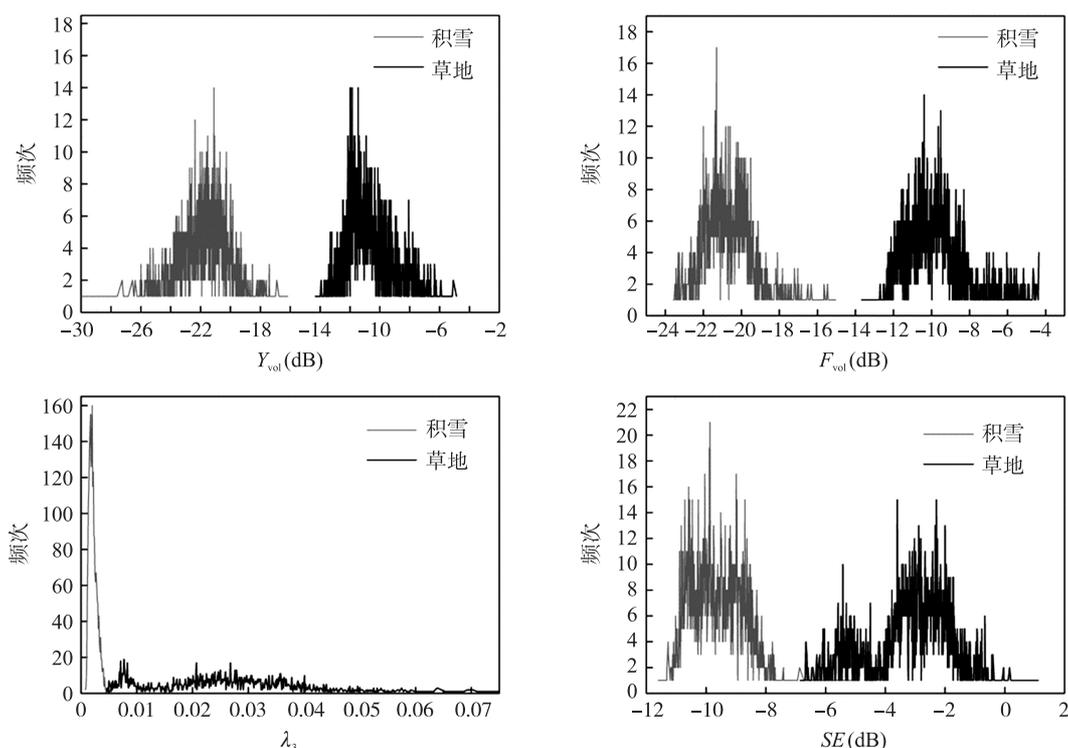


图 4 四种极化特征频率分布图

Fig. 4 Frequency histogram of the four polarimetric features

3.2 SAR 积雪识别 利用 J-M 距离大于 1.9 的四个极化特征: Yamaguchi 分解体散射、Freeman 分解体散射、特征值 λ_3 和香农熵,分别选取阈值 -15 、 -14.5 、 0.005 和 -7 进行积雪识别,其结果如图 5a~d 所示. 由图 5 可知,两种体散射阈值划分的结果相似,对积雪覆盖量都有一定高估. 从整体看 Freeman 分解体散射阈值划分的积雪覆盖量比 Yamaguchi 分解体散射阈值划分的结果偏少. 特征值 λ_3 和香农

熵阈值划分,能将大部分积雪识别出来,但是对积雪覆盖量存在一定程度的低估,其划分结果的积雪覆盖量比两种体散射划分结果要少. 利用野外积雪观测点对四种极化特征阈值划分结果进行验证,其精度如表 2.

表 2 积雪识别精度

Table 2 Accuracy of the snow recognition

极化特征	Y_{vol}	F_{vol}	λ_3	SE	联合四种特征
结果精度	74%	70%	64%	67%	84%

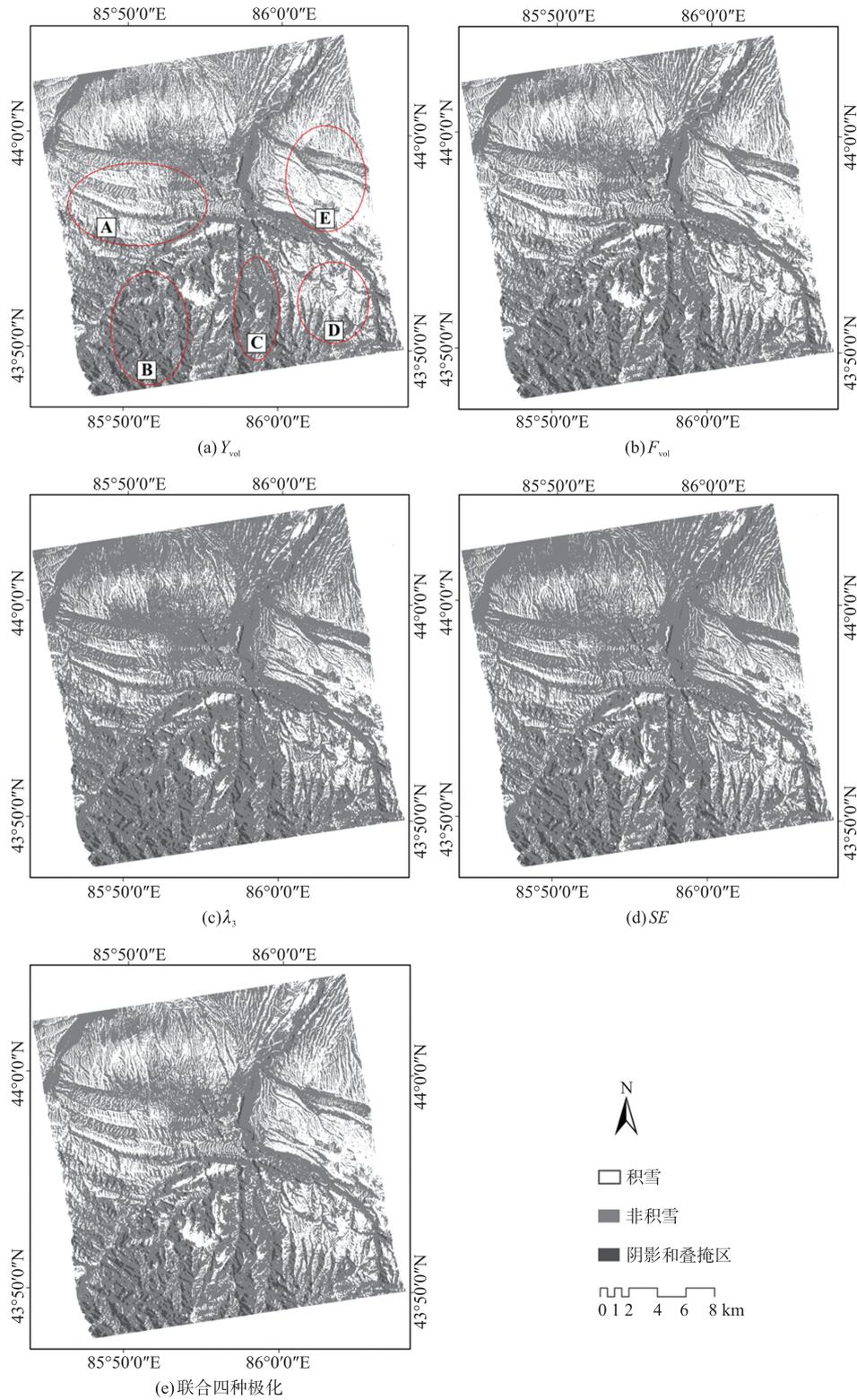


图 5 积雪识别结果

Fig. 5 Results of the snow recognition

选择图 5a 中 A、B、C、D、E 五个区域,对局部积雪识别结果进行分析. A、E 区下垫面为中覆盖度草地,地势较为平坦;B、C 区下垫面为高覆盖度草地及少量针叶林,地势起伏很大;D 区下垫面为高覆盖度草地,地势较 B、C 区有所减弱,但起伏仍然较大. 由野外观测点知, A 区积雪识别精度比 B 区高. A 区几乎不受地形起伏影响, B 区地势起伏剧烈,叠掩和阴影现象严重,其划分结果有大量细小碎块分布,积雪漏分较多. 积雪回波散射还受下垫面影响, A 区内草地对积雪回波散射的影响较弱,而 B 区内有少量针叶林,其对积雪回波散射的影响很大,是导致 B 区识别精度较低的原因之一. C 区内由于地形和针叶林的影响,几乎不能分辨雪与非雪区域. 较之 E 区,由于 D 区草地覆盖率较高,积雪识别受草地回波散射影响也略高, D 区识别精度比 E 区低. 经验证,图 5a 中 5 个区域识别结果精度从高到底依次为: A>E>D>B>C.

鉴于单个极化特征阈值划分结果并不理想,为利用不同极化特征的特点,联合上述四种最优极化特征,利用 SVM 进行积雪识别,其结果如图 5e 所示. 利用野外同步积雪观测点验证,其总体精度为 84%. A 区内所有野外观测点验证都正确,精度很高. B 区内北部积雪漏分减少,南部积雪识别效果仍然较差. C 区积雪识别能力有一定程度提高,但精度仍较低,仅有最北部一个观测点验证正确. D、E 两区识别结果与两种体散射识别结果近似,分布较为合理. 同单个阈值划分结果相比,四种极化特征联合积雪识别效果有所改善. 但其本身识别精度并不是很高,主要原因有以下几个方面. 首先, SAR 数据受斑点噪声影响严重,会影响积雪识别结果. 其次, SAR 数据在地形起伏较大的地区会产生几何失真,容易产生叠掩和阴影等现象影响识别. 另外,不同的下垫面类型对雷达回波散射的影响程度不同,也会影响最终的积雪识别结果.

4 结 论

本文对 Radarsat-2 数据利用不同的极化分解方法提取与积雪相关的极化参数,利用 J-

M 距离分析了极化参数对雪和非雪的可分性,对最优特征选择最佳阈值进行积雪识别,并联合多个最优特征运用 SVM 方法识别积雪. 研究表明: Yamaguchi 分解体散射、Freeman 分解体散射、特征值 λ_3 和香农熵四种极化特征对雪和非雪的可分性较强,在积雪识别中有重要贡献;多种极化特征联合利用 SVM 进行积雪识别效果比利用单一特征识别效果更佳. 本文利用特征选择出来的四种极化特征进行积雪识别获得较好效果,但仍存在一些不足之处: (1) 文中使用的四种极化特征是否是积雪识别最优的极化特征,还需要做进一步研究. 为解决这一问题,在特征提取时可增加其它目标分解方法,获得更丰富的极化特征;特征选择可引入适宜的特征搜索算法,获得更能表达积雪特性的最优极化特征子集. (2) 结果分析中,野外观测点只有 31 个,若能获得更多的野外观测点则可对结果进行更加准确的分析.

参考文献

- [1] Hoinkes H. Glaciology in the international hydrological decade. International Association of Hydrological Sciences, 1967, (79): 7-16.
- [2] 王 建. 卫星遥感雪盖制图方法对比与分析. 遥感技术与应用, 1999, 4: 29-36.
- [3] 李培基. 高亚洲积雪分布. 冰川冻土, 1995, 17(4): 291-295.
- [4] 冯学智, 李文君, 史正涛等. 卫星雪盖监测与玛纳斯河融雪径流模拟. 遥感技术与应用, 2000, 1: 18-21.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Shi J, Dozier J. Measurements of snow- and glacier-covered areas with single-polarization SAR. Annals of Glaciology, 1993, 17: 72-76.
- [8] Shi J, Dozier J. Mapping seasonal snow with SIR-C/X-SAR in mountainous areas. Remote Sensing

- of Environment, 1997, 59(2):294–307.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Cloude S R, Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(2):498–518.
- [12] Shimoni M, Borghys D, Heremans R, *et al.* Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2009, 11(3):169–180.
- [13] Su X, He C, Feng Q, *et al.* A supervised classification method based on conditional random fields with multiscale region connection calculus model for SAR image. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(3):497–501.
- [14] 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.
- [15] Huang L, Li Z, Tian B, *et al.* Recognition of supraglacial debris in the Tianshan Mountains on polarimetric SAR images. Remote Sensing of Environment, 2014, 145:47–54.
- [16] Park S E, Yamaguchi Y, Singh G, *et al.* Polarimetric SAR response of snow-covered area observed by multi-temporal ALOS PALSAR fully polarimetric mode. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1):329–340.
- [17] 吴永辉, 计科峰, 李禹等. 利用 SVM 的极化 SAR 图像特征选择与分类. 电子与信息学报, 2008, 10:2347–2351.
- [18] Topouzelis K, Psyllos A. Oil spill feature selection and classification using decision tree forest on SAR image data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 68:135–143.
- [19] Haddadi G A, Reza Sahebi M, Mansourian A. Polarimetric SAR feature selection using a genetic algorithm. Canadian Journal of Remote Sensing, 2011, 37(1):27–36.
- [20] Qi Z, Yeh A G O, Li X, *et al.* A novel algorithm for land use and land cover classification using RADARSAT-2 polarimetric SAR data. Remote Sensing of Environment, 2012, 118:21–39.
- [21] Lee J S, Pottier E. Polarimetric radar imaging: from basics to applications. Boca Raton: CRC Press, 2009, 214–262.
- [22] Trudel M, Magagi R, Granberg H B. Application of target decomposition theorems over snow-covered forested areas. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(2):508–512.
- [23] 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.
- [24] Freeman A, Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(3):963–973.
- [25] Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M, *et al.* Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(8):1699–1706.
- [26] Bruzzone L, Roli F, Serpico S B. An extension of the Jeffries-Matusita distance to multiclass cases for feature selection. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(6):1318–1321.
- [27] Dabboor M, Howell S, Shokr M, *et al.* The Jeffries-Matusita distance for the case of complex Wishart distribution as a separability criterion for fully polarimetric SAR data. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(19):6859–6873.
- [28] Marçal A R S, Borges J S, Gomes J A, *et al.* Land cover update by supervised classification of segmented ASTER images. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(7):1347–1362.
- [29] Shi J, Dozier J. Inferring snow wetness using C-band data from SIR-C's polarimetric synthetic aperture radar. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4):905–914.