

文章编号: 1007-4619 (2000) 03-0219-05

极化雷达目标分解方法用于岩性分类

王翠珍, 郭华东

(中国科学院 遥感应用研究所遥感信息科学开放研究实验室, 北京 100101)

摘要: 雷达遥感中地表不同岩石类别的后向散射一般差别不大, 因此以散射幅度为主要探测因子的常规雷达遥感数据不利于岩性分类。极化雷达以散射矩阵或 Stokes 矩阵的形式, 记录了更多的地物回波信息。信息源的增多, 有利于提高岩性分类的精度。但是, 由于不同极化状态回波信号之间的相关性, 极化数据不可避免地产生数据冗余, 反而增大了岩性分类的误差。

为增强极化数据在岩性分类中的应用, 使用 Cloude 提出的目标相关矩阵特征向量分解方法, 将岩石散射分成互相独立的 3 部分: 单向散射, 双向散射和交叉散射。目标分解技术降低了同一岩性岩石同极化回波之间的相关性, 更清晰地显示了不同岩石类别的散射强度差异, 显示了极化数据在岩性分类中的优势。利用 1994 年 10 月获取的新疆北部山区 SIR-C 极化数据, 对不同岩性岩石的目标分解数据以及线性极化后向散射强度数据进行了综合的统计分析, 建立了适合每一种岩性识别的散点图, 并将这些数据作为输入端进行神经网络分类, 分类精度最大可达 94%, 误差最小为 1.06%。

关键词: 极化雷达; 目标分解; 散点图; 岩性分类

中图分类号: TP79/P58 **文献标识码:** A

1 引言

成像雷达以全天时、全天候、主动成像、高分辨率等成像能力, 在岩性、地质构造探测, 以及构造带控制下的金属矿床探测等方面具有独特的优势^[1,2], 有经验的地质学家可根据地表粗糙特征进行目视解译, 用于岩石界限划分和地质填图^[3], 但在一般的裸露山区, 由于长期的地表风化过程, 不同岩性岩石的地表几何形态及介电特性存在着很大的相似性, 作为常规雷达重要地表探测因子的后向散射幅度差别不大。因此岩性的识别与分类一直是雷达遥感应用中的一个难点。

极化雷达以 Stokes 矩阵或散射矩阵的形式, 记录了地物在任意一种极化状态的散射回波, 既有散射幅度信息, 也有相位信息。因此极化数据能提取更多的地物极化信息, 如线性极化散射强度 σ_{HH}^0 , σ_{HV}^0 , σ_{VH}^0 , σ_{VV}^0 , 相同极化相位差^[4] $\Delta\phi_{HHVV}$, 极化度^[5], HH-

VV 相关系数, 总功率, 同极化比, 交叉极化比等^[6]。这些信息极大地丰富了人们对不同地物的识别能力。近十年间极化数据在森林、植被、土地覆盖类型、海冰、海岸带等图像分类方面取得了很大发展^[7,8], 分类精度比常规单波段或多波段多极化雷达数据有明显提高。

但是, 由于极化椭圆表面分布的连续性^[9], 代表极化状态的方位角 ψ 和椭率角 χ 的大小有一个渐变的趋势。因此地物在不同极化状态的散射回波之间, 存在着很大的相关性, 这就造成数据冗余。数据冗余在一定程度上混淆了不同岩石的散射差异, 不利于岩性分类。另一方面, 虽然岩石的岩性不同, 但地表几何特征与介电特性的差别不明显, 回波散射强度类似。因此, 极化雷达在无植被覆盖山区的岩性分类方面, 仍然鲜有进展。

如何减少不同极化数据之间的相关性, 将极化数据应用到岩性分类中, 是本文的主要研究目的。Cloude 提出了一种基于相关矩阵特征向量分解的目

收稿日期: 1999-03-23; 修订日期: 1999-05-19

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(49989001), 中国科学院九五重大和特别支持项目(KZ970440)的支持。

作者简介: 王翠珍(1971-), 女, 1993年毕业于山东矿业学院地球科学系, 1993—1996年在中国科学院遥感应用研究所攻读地图学与遥感专业, 1996年获硕士学位。现留所工作, 同时攻读博士学位。主要研究方向为极化雷达以及极化分析理论与应用, 雷达图像处理等。

标分解方法^[10],将地物的复杂散射回波分解为 3 种单一的散射过程:单向散射、双向散射、交叉散射,每种散射过程都有一个独立的散射矩阵。分解出的 3 个相关矩阵来自两两垂直的 3 个特征向量,因此 3 种散射过程互不相关。另外,散射介质的熵描述了地物散射中以上 3 种散射过程的混合程度^[11],可以从宏观上分析地物散射的复杂性,也是目标分解方法中很重要的一个参量。这样,极化数据经过目标分解,可以得到 4 种极化信息:单向散射强度,双向散射强度,交叉散射强度和散射熵。极化目标分解后的 4 种数据互不相关,并且与线性极化后向散射强度的相关性也大大降低,因此在裸露山区岩性分类中有很大的优势。

本文使用的极化数据为 1994 年 10 月获取的 L 及 C 波段 SIR-C 多视复矩阵(MLC)数据,视数为 4,像元大小为 $12.5\text{m} \times 12.5\text{m}$ 。实验区位于新疆北部清河地区(图版 I 图 1),清河从右侧蜿蜒流过,河道已干枯,河床中有矮小植被分布。河道周围为平坦的冲积平地,粗糙度小,植被稀少。图版 I 图 1 中除河道与冲积平地外,多为无植被覆盖的裸露山区,区内共有 7 种不同岩性的岩石类型(图版 I 图 2),即硬砂岩、玢岩、砾岩、片岩、硬砂质长石砂岩、黑云母花岗岩、白云母花岗岩。其中,黑云母花岗岩为区内的巨大圆形岩体,由于抗风化能力比围周的玢岩弱,显示为负他形,地面平坦,粗糙度较小。而白云母花岗岩则相反,由于抗风化能力较周围岩石强而呈正地形。为便于描述,我们将干枯河道和冲积平地也列为待分类的岩石类型中。

2 极化数据的目标分解

散射矩阵描述了典型单散射体的散射特征,如 Bragg 面、球形粒子、偶极子等。散射矩阵是研究地物散射的基础。但是,本文中所涉及的各种岩性类别均为分布式地物,地面分布由多个像元组成。为减少噪声影响,以 Stokes 矩阵形式记录的多视复极化数据,都是对单视数据的视数平均。在每个像元内,由于地面坡度、粗糙度、介电常数等几何特征与介电特性的不均一性,以及地表植被的影响,像元也可看作是若干个小散射体的集合,像元的后向散射是这些小散射体的统计平均。因此不能用一个单一的散射矩阵来描述^[12]。为此,我们将散射矩阵矢量化,定义目标矢量 k ,来分析目标相关矩阵的数值特征^[10]:

$$k = \begin{bmatrix} \langle S_{HH} \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV} \rangle \\ \langle S_{VV} \rangle \end{bmatrix} \quad (1)$$

目标矢量 k 中 3 个分量分别代表了 HH, HV, VV 三种线性极化状态的散射信息,均为复数,既有强度信息,也有相位信息。目标相关矩阵 C 就是目标矢量的共轭积:

$$C = k \cdot k^{*T} \quad (2)$$

自然界的地物一般都能保持飞行方向上的对称性,因此同极化分量与交叉极化分量不相关,有 $\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle = 0, \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle = 0$ 。上式可表示为^[13]:

$$C = \sigma \begin{bmatrix} 1 & 0 & \rho \\ 0 & \epsilon & 0 \\ \rho^* & 0 & \gamma \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $\sigma = \langle S_{HH} S_{HH}^* \rangle$

$$\epsilon = 2 \langle S_{HV} S_{HV}^* \rangle / \langle S_{HH} S_{HH}^* \rangle$$

$$\gamma = \langle S_{VV} S_{VV}^* \rangle / \langle S_{HH} S_{HH}^* \rangle$$

$$\rho = \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle / \langle S_{HH} S_{HH}^* \rangle$$

由式(3)可以看出,相关矩阵 C 是半正定的 Hermitian 矩阵,其特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为实数, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$,且特征向量 k_1, k_2, k_3 两两正交。因此相关矩阵可分解为:

$$C = \lambda_1 k_1 \cdot k_1^{*T} + \lambda_2 k_2 k_2^{*T} + \lambda_3 k_3 k_3^{*T} \quad (4)$$

目标的相关矩阵分解为 3 个相互正交的相关矩阵的加权和,而这 3 个相关矩阵分别代表 3 个不同的独立散射过程,即单向散射、双向散射和交叉散射。Van Zyl 导出了具体的分解结果^[13]:

$$C = A_1 \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & 0 & \alpha \\ 0 & 0 & 0 \\ \alpha^* & 0 & 1 \end{bmatrix} + A_2 \begin{bmatrix} |\beta|^2 & 0 & \beta \\ 0 & 0 & 0 \\ \beta^* & 0 & 1 \end{bmatrix} + A_3 \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\text{其中, } A_1 = \lambda_1 \left[\frac{[\gamma - 1 + \sqrt{\Delta}]^2}{[\gamma - 1 + \sqrt{\Delta}]^2 + 4|\rho|^2} \right]$$

$$A_2 = \lambda_2 \left[\frac{[\gamma - 1 - \sqrt{\Delta}]^2}{[\gamma - 1 - \sqrt{\Delta}]^2 + 4|\rho|^2} \right]$$

$$A_3 = \lambda_3$$

$$\alpha = \frac{2\rho}{\gamma + 1 + \sqrt{\Delta}}$$

$$\beta = \frac{2\rho}{\gamma - 1 - \sqrt{\Delta}}$$

$$\Delta = (\gamma - 1)^2 + 4|\rho|^2$$

根据式(5),可将特征向量的形式描述为:

$$k_1 = \begin{bmatrix} k_{1HH} \\ 0 \\ k_{1VV} \end{bmatrix} \quad k_2 = \begin{bmatrix} k_{2HH} \\ 0 \\ k_{2VV} \end{bmatrix} \quad k_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

显然, k_3 只与 HV 有关,是交叉散射过程。 k_1 和 k_2 与 HV 无关,且 $A_1, A_2 > 0$,

$$\frac{k_{1HH}k_{1VV}^*}{k_{2HH}k_{2VV}^*} = \frac{A_1\alpha}{A_2\beta} = -\frac{A_1[\gamma-1-\sqrt{\Delta}]^2}{4A_2|\rho|^2} < 0$$

因此 k_1 与 k_2 之间有 180° 的相位差,二者必然属于单向散射或双向散射。当 $\text{Re}[k_{1HH}k_{1VV}^*] > 0$ 时, k_1 为单向散射, k_2 为双向散射;反之,当 $\text{Re}[k_{1HH}k_{1VV}^*] < 0$ 时, k_1 为双向散射, k_2 为单向散射^[14]。

为分析地物散射过程的无序性,我们引入熵的概念,散射介质的熵定义为:

$$H = -\sum_{i=1}^3 p_i \log_3 p_i \quad (6)$$

其中, $p_i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为目标相关矩阵的3个特征值。

散射介质的熵描述了散射过程的复杂程度^[10]。熵的值位于 $[0, 1]$ 之间。熵为 0 时,目标散射只有一种散射过程,具有单一的散射矩阵;熵很小时,可忽略其它过程,将最大特征值对应的散射矩阵表示为目标散射矩阵的最小二乘估计;随着熵的增大,目标去极化过程增多,说明目标散射由几种散射过程组成;熵为 1 时,极化信息为 0,目标散射变为一个随机噪声过程。

3 目标分解数据的散点分析

实验区 L 及 C 波段极化数据经目标分解后,得到 8 种分解数据,即 L 与 C 波段的单向散射、双向散射、交叉散射和散射熵。这些数据相互之间具有低相关性,有利于岩性分类。但由于地表几何形态的复杂性,即使是同一种地物,分解出的同种散射过程在不同像元也会有很大差别,分解图像上显示出严重的噪声影响。因此单靠目标分解数据进行岩性分类会产生较大的误差,有必要引进其它类型的图像数据。不失一般性,我们引入了线性极化后向散射系数 $\sigma_{LHH}^0, \sigma_{LHV}^0, \sigma_{LVV}^0, \sigma_{CHH}^0, \sigma_{CHV}^0, \sigma_{CVV}^0$, 同极化相位差 $\Delta\phi_{HHVV}$ 和同极化相关系数 ρ 。这样,16 种数据来划分 9 种岩性类型,无疑会有很大的数据冗余。为减少数据冗余,增大分类精度,我们进一步对这 16 种数据进行散点分析,找出区分每一种岩性所适合

的数据类型,然后只用这些数据进行分类。

图版 I 图 1 中标出的矩形区域是 9 种岩性类别的训练样区。为保持均一性,每种类别的训练样区选择了 200 个样本点(像元),然后对这 1800 个样本点的 16 种数据进行散点分析。为保持数据之间的可比性,每种数据都归一到 $(0, 1)$ 之间。

图版 I 图 3 是最适于岩性分类的 7 种数据的散点图,每幅图都清晰显示出可划分的岩性类型,且样本数逐级递减,去掉上次已分出的类型。这 7 种数据分别是: $\sigma_{LHV}^0, \sigma_{CHV}^0$, L 波段散射熵, L 波段交叉散射, σ_{LVV}^0 , L 波段单向散射和 C 波段单向散射。L 波段(波长 23.5cm)与不同岩石地表几何尺寸的差异比 C 波段明显得多,因此 L 波段数据更有利于岩性分类。

下面列出了这 7 种数据岩性划分的分析步骤:

(1) 干枯河道与冲积平地不属于岩石类型,因此,用线性极化后向散射系数 $\sigma_{LHV}^0 - \sigma_{CHV}^0$ 就可清晰地区分出,而其它 7 种岩石类型则混在一起难以辨别(图版 I 图 3-1);

(2) L 波段交叉散射与散射熵将砾岩与其它 6 种岩石类型清晰地区分出来(图版 I 图 3-2);

(3) σ_{LVV}^0 与 L 波段单向散射区分出硬砂质长石砂岩与玢岩(图版 I 图 3-3);

(4) σ_{LVV}^0 与 σ_{CHV}^0 区分出黑云母花岗岩(图版 I 图 3-4);

(5) σ_{LHV}^0 与 σ_{CHV}^0 区分出硬砂岩(图版 I 图 3-5);

(6) L 波段单向散射与 C 波段单向散射区分出片岩与白云母花岗岩(图版 I 图 3-6)。由于地面几何特性的差异很小,片岩与白云母花岗岩已较难区分。

实际上,除同一岩石不同像元的地表粗糙度及介电特性差异外,由于山区地形的影响,岩石影像上存在着不同程度的雷达阴影,造成每种极化信息的取值都在一定范围内波动,且由于后向散射特征差别不大,不同岩石同种信息的取值范围有所交叉(图版 I 图 3),必然造成分类误差。在上述分析过程中,误差逐级延续积累,这对分类是极为不利的。因此图版 I 图 3 的分析过程只提供了一些最有用的分类数据源,而不能用此方法进行线性逐级分类。为充分利用这些数据源,神经网络分类是当前最好的多源分类技术。

4 目标分解数据的岩性分类

以极化目标分解出的 L 波段单向散射, L 波段

交叉散射, L 波段散射熵, C 波段单向散射, 以及 $\sigma_{LVV}^0, \sigma_{LHV}^0, \sigma_{CHV}^0$ 7 种数据为输入端, 利用神经网络分类技术, 我们对实验区进行了岩性分类。图版 I 图 4 是极化解数据分类结果。尽管分类结果中存在较大的噪声, 不同岩性的地物类型确实不同程度上被划分出来。其中干枯河道、冲积平地、玢岩、黑云母花岗岩分类精度明显高于其它岩石。片岩的分类效果最差, 在分类图上已基本被白云母花岗岩替代。

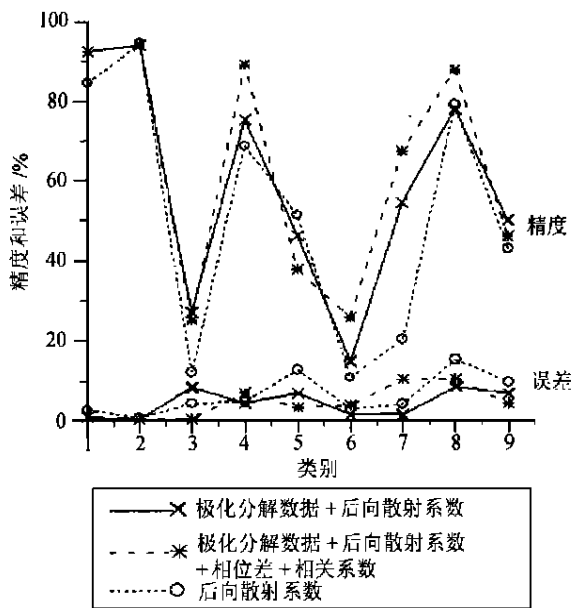


图 6 3 种分类结果的精度与误差

Fig. 6 Precision and error curves of three kinds of classification

为比较雷达遥感中极化目标分解数据分类的优势, 我们采用同一种神经网络分类技术, 将它与常规雷达数据分类及其它多种极化信息源分类结果进行对比分析。实际上 3 种分类方法的不同也就是数据输入端的不同。常规雷达数据分类的输入端为 $\sigma_{LVV}^0 + \sigma_{LHV}^0 + \sigma_{CHV}^0$; 多种极化信息源分类的输入端为 L 波段单向散射 + L 波段交叉散射 + L 波段散射熵 + C 波段单向散射 + $\sigma_{LVV}^0 + \sigma_{LHV}^0 + \sigma_{CHV}^0$ + 相关系数 ρ + 相位差 $\Delta\phi_{HHVV}$ 。图版 I 图 5 列出了后两种分类结果。常规雷达数据岩性分类明显夸大了砾岩的分布, 降低了长石砂岩的分布; 多种极化信息源分类则相反, 夸大了长石砂岩的分布, 而减少了砾岩的分布。除干枯河道和冲积平地外, 其他几种岩性分布也有不同程度的夸大与降低。与图版 I 图 2 实验区地质图对比可见, 虽然存在着较大的噪声, 本文提出的极化目标分解数据分类与其它两种分类方法相比, 效果最好。

为从量上对上述 3 种分类方法进行对比分析,

我们讨论 9 种岩性训练样区内的分类结果。定义精度为每种岩性训练样区内被划分为该类岩石的比例, 误差是指除该岩性训练样区外, 其它 8 个训练样区中被划分为该类岩石的比例。由此计算 3 种分类方法中每种岩石类型的精度与误差(图 6)。由于干枯河道和冲积平地不是真正的岩石类型, 在 3 种分类中精度都较高, 而误差都较低。对于岩性分类来说, 常规雷达数据分类精度最低, 平均精度为 40.43%, 而误差最高, 平均可达 7.38%; 多种极化信息源分类的精度最高, 而误差也较大, 平均精度与误差分别为 53.86% 和 6.24%; 本文提出的极化目标分解数据分类精度较高而误差最低, 平均精度与误差分别为 49.07% 和 5.07%。

与平均精度及误差的值一致, 图 6 中极化目标分解数据分类精度曲线更接近于多种极化信息源分类, 而误差曲线位于最底端。因此极化目标分解数据分类是相对来说效果最好的裸露山区岩性分类方法。除干枯河道和冲积平地外, 极化目标分解数据分类最大精度可达 77.5% (黑云母花岗岩), 而最小误差仅为 1.06% (长石砂岩)。

5 结 论

本文利用极化数据, 提取了实验区裸露岩石的多种极化信息, 如散射系数、同极化相位差, 以及 HH-VV 相关系数。利用 Cloude 方法计算出极化目标分解数据, 并将这些数据应用到岩性分类中。通过对每种岩石类别不同极化信息的相关性作出大量统计分析, 建立了最适合每种岩性分类的散点图, 并选择相关性最小的数据进行岩性分类。

为充分利用每种信息源, 并减少计算复杂性, 我们选用了目前分类算法中较为流行的神经网络分类。同时, 为验证极化目标分解用于岩性分类的精度, 我们选择了 3 种不同极化信息组合作为分类器输入端: (1) L 波段单向散射 + L 波段交叉散射 + L 波段散射熵 + C 波段单向散射 + $\sigma_{LVV}^0 + \sigma_{LHV}^0 + \sigma_{CHV}^0$, 代表本文所提出的极化目标分解数据岩性分类; (2) $\sigma_{LVV}^0 + \sigma_{LHV}^0 + \sigma_{CHV}^0$, 代表常规雷达数据岩性分类; (3) L 波段单向散射 + L 波段交叉散射 + L 波段散射熵 + C 波段单向散射 + $\sigma_{LVV}^0 + \sigma_{LHV}^0 + \sigma_{CHV}^0$ + 相关系数 ρ + 相位差 $\Delta\phi_{HHVV}$, 代表多种极化信息源岩性分类。

经对比分析可知, 在裸露山区, 除干枯河道及冲积平地外, 常规多极化雷达数据可用信息源少, 因此精度最低, 而误差最高; 多种极化信息的组合使得信

息源大量增多,但相关性也增大,产生数据冗余,因此多种极化信息分类精度最高,而误差也较高,部分岩石类别的分布甚至严重夸大或缩减;极化目标分解既增加了分类数据源,又降低了各种极化信息之间的相关性,分类精度较高,而误差最小。因此,对于后向散射特征差别不大的裸露山区,本文所提出的极化目标分解数据分类是相对来说效果最好的岩性分类方法。本实验区极化目标分解数据分类的最大精度为94%,最小误差仅为1.06%。

参考文献 (References)

- [1] Guo Huadong, Wang Changlin, Shao Yun, Liao Jinjuan. Multifrequency and multipolarization SAR for geological detection [A]. Guo Huadong, Wang Changlin. New Technology for Geosciences (Chinese version), Proceedings of the 30th International Geological Congress [C]. Vol. 10, 1998, 12-23.
[郭华东,王长林,邵芸,廖静娟.多极化多波段雷达的地质探测[A].郭华东,王长林.地学新技术方法,第30届国际地质大会论文集[C]第10卷.1998,12-23.]
- [2] Shao Yun, Guo Huadong, Shi Huosheng, et al. Spaceborne SAR for geological detection and its applications in Jiaodong area [A]. Guo Huadong, Xu Guanhua. Research on Spaceborne SAR Application [C] 1996, 122-129.
[邵芸,郭华东,石火生等.星载SAR在胶东地区的地质探测与应用[A].郭华东,徐冠华.星载雷达应用研究.1996,122-129.]
- [3] Vern Singhroy. Radarsat Geological Applications[A]. Guo Huadong, Wang Changlin. New Technology for Geosciences (Chinese version), Proceedings of the 30th International Geological Congress [C]. Vol. 10, 1998, 24-31.
[V. Singhroy.雷达卫星的地质应用[A].郭华东,王长林.地学新技术方法,第30届国际地质大会论文集[C].第10卷,1998,24-31.]
- [4] K. S. Rao, Y. S. Rao. Frequency Dependence of Polarization Phase Difference [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16 (18):3605-3617.
- [5] R. Touzi, S. Coze, T. L. Toan, A. Lopes, E. Mougin. Polarimetric Discriminators for SAR Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30 (5):973-980.
- [6] S. L. Durden, J. J. Van Zyl, H. A. Zebker. The Unpolarized Component in Polaimetric Radar Observations of Forested Areas [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(2):268-271.
- [7] J. S. Lee, M. R. Grunes, R. Kwok. Classification of Multi-look Polarimetric SAR Imagery Based on Complex Wishart Distribution [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15 (11):2299-2311.
- [8] L. E. Pierce, F. T. Ulaby, K. Sarabandi, M. C. Dobson. 1994. Knowledge-Based Classification on Geoscience and Remote Sensing [J]. 1994, 32(5):1081-1085.
- [9] F. T. Ulaby, C. Elachi. Radar Polarimetry for Geoscience Applications [M]. Artech House, Inc., 1990.
- [10] S. R. Cloude, E. Pottier. A Review of Target Decomposition Theorems in Radar Polarimetry [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(2):498-518.
- [11] M. Hellmann, S. R. Cloude, K. P. Papathanassiou. Classification Using Polarimetric and Interferometric SAR Data [A]. in Proceedings of IEEE IGARSS'97 [C].1997, 1411-1413.
- [12] S. L. Durden, J. J. Van Zyl, H. A. Zebker. Modeling and Observation of the Radar Polarization Signature of Forested Areas [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1989, 27(3):290-301.
- [13] J. J. Van Zyl. Application of Cloude's Target Decomposition Theorem to Polarimetric Imaging Radar Data [J]. *Radar Polarimetry, SPIE-1748*, 1992, 184-212.

Lithological Classification of Polarimetric SAR Data with Target Decomposition Method

WANG Cui-zhen GUO Hua-dong

(LARSIS, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Due to the similarity of backscattering intensity of rocks, the general SAR data is not easy to make lithological classification on the earth surface. Polarimetric Radar records Stokes of Scattering Matrix of backscattering waves, which increases the classification precision. But meanwhile, the data fusion coming from the coherence of different polarizations in the polarimetric data produces more error for lithological classification. This paper divides the rock's backscattering into three parts: Single Scattering, Double Scattering, and Cross Scattering. The decomposition decreases the coherence of co-polarization backscattering waves, enhances the backscattering difference of rocks, and shows the ability of lithological classification for polarimetric data. The polarimetric data used in this paper was obtained in October 1993, in the north of Xinjiang Province. With the statistic analysis, this paper builds the scatter plots for each kind of rocks, and input them into the Neural Network Classifier. The maximum precision is 94% and minimum error 1.06%.

Key words: polarimetric SAR; target decomposition; lithological classification; scatter plot



图 1 实验区后向散射系数图像
($\sigma_{LVV}^0 + \sigma_{GHV}^0 + \sigma_{LHV}^0$)

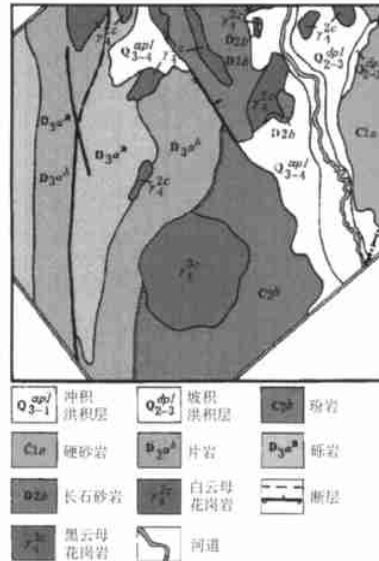


图 2 实验区地质图

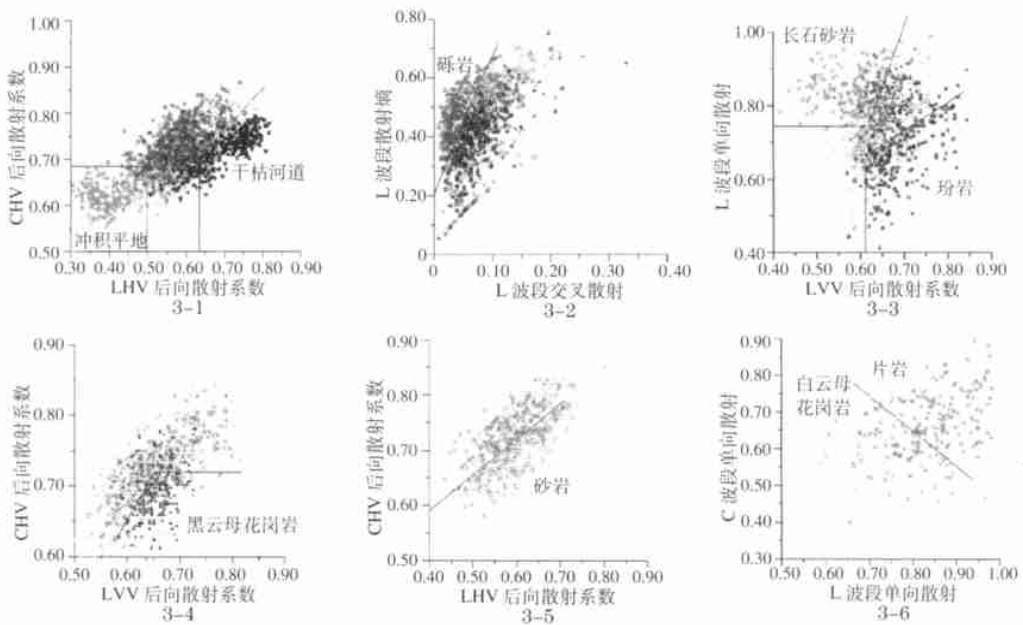


图 3 9 种岩性类别训练样本的散点图

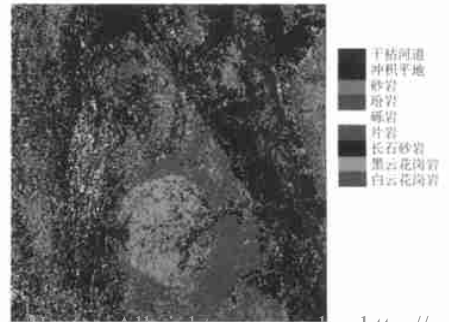
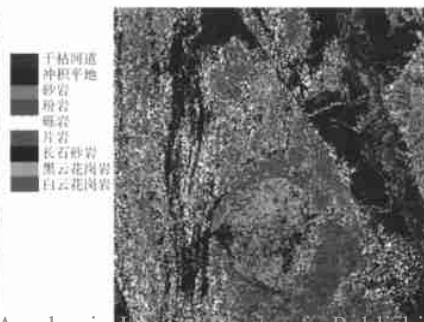


图 4 极化目标分解数据岩性分类 图 5 常规雷达数据岩性分类结果(左)与多种极化信息源岩性分类结果(右)