

基于目标分解理论的全极化 SAR 图像 神经网络分类方法

陈劲松^{1,2)} 邵芸^{1,2)} 李震¹⁾

¹⁾(中国科学院遥感应用研究所开放实验室,北京 100101) ²⁾(香港中文大学,香港新界沙田)

摘要 由于全极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar)能够测量每一观测目标的全散射矩阵,即可合成包括线性极化、圆极化及椭圆极化在内的多种极化图像,因此与常规的单极化和多极化 SAR 相比,在雷达目标探测、识别,纹理特征和几何参数的提取等方面,全极化 SAR 均具有很多优点,但是由于地物分布的复杂性往往造成不同地物具有相似的后向散射信号特征,因而加大了地物信息提取的难度。同时由于这些极化合成图像具有较高的相关性,从而导致了图像分类精度的降低。为了提高全极化 SAR 图像的分类精度,基于新疆和田地区的 SIR-C L 波段全极化雷达数据,利用目标分解理论首先将地物回波的复杂散射过程分解为几种互不相关的单一的散射分量。由于这些单一的散射分量都对应于具有不同物理和几何特征以及分布特征的地物,从而提供了更加丰富的地表覆盖信息,这样就很大程度地改善了地物信息的分类精度;然后利用分解后单一散射分量数据结合传统的极化合成数据,可以得到更多的互不相关的数据源,再使用神经网络分类法对这些数据进行分类。分类结果表明,这种方法大幅度提高了全极化 SAR 数据用于实验区土地覆盖分类的精度。这种分类方法也可以广泛地用于 SAR 数据地表覆盖和土地利用动态监测和地表参数的提取。

关键词 SIR-C 全极化 极化合成 目标分解 土地覆盖

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)05-0552-05

Neural Networks Classification of Quad-polarization SAR Data Based on Target Decomposition ABSTRACT

CHENG Jing-song^{1,2)}, SHAO Yun^{1,2)}, LI Zeng¹⁾

¹⁾(Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Science, Joint laboratory for Geoinformation Science, Beijing 100101)

²⁾(The Chinese University of Hong Kong, Shatin, New Territories, Hong Kong)

Abstract SIR-C is the first spaceborne imaging Radar system with multi-wavelength and quad-polarization developed by joint effort of The U. S, Italy and Germany. Polarization SAR can measure the scattering matrix of each pixel on ground and synthesizes the image at given orientation and ellipticity angle, including linear and elliptical polarization. It has many advantages over single or multi-polarization SAR in detecting objects, identifying targets and extracting geometric structure of ground targets. During recent years, theoretical modeling and field experiments have established the fundamentals of active microwave remote sensing as an important tool in determining physical properties of ground objects. But different ground targets often have the same polarization signal characteristics because of the complexity of the distribution of the targets, which leads to wrong interpretation of the images and identification of the targets. Besides, relatively high correlation of the synthesized polarized images often lead to poor accuracy of classification. Based on SIR-C data of He Tian prefecture in Xinjiang of China, we use target decomposition theory to decompose the data into three no-related scattering components: an odd number of reflections, an even number reflections, and a cross-polarized scattering power, which represent different scattering mechanism of different objects. This decomposition technique allows us to obtain the estimation of single and double reflection components of backscattering coefficients for VV and HH polarization. They greatly improve the correctness of identification of ground objects. And what is more, the three components are non-correlated, which provides richer data resource. This paper employed neural networks

基金项目: 国家 863 计划(2001AAB2040)

收稿日期: 2003-06-26; **改回日期**: 2003-12-05

classifier to classify the SAR images by combining them with polarimetric synthesized SAR power image. The decomposition result shows that the decomposed three scattering components reflect the correct scattering feature. The classification result shows that the method can effectively extract information of land cover, achieve the better classification accuracy of ground objects and improve the ability of SAR to monitor the land use and cover.

Keywords SIR-C, polarization synthesis, target decomposition, neural networks classifier

1 引言

众所周知,微波能穿透云雾及雨雪,具有全天候工作能力,并对地物有一定的穿透能力,同时可以提供不同于可见光遥感所能提供的某些信息,因此微波遥感数据是对可见光和红外遥感数据的良好补充。航天飞机成像雷达和 X 波段合成孔径雷达(SIR-C/X-SAR)是 NASA、德国空间署、意大利空间署联合研究开发的。SIR-C/X-SAR 系统搭载 NASA 的航天飞机于 1994 年 4 月和 10 月进行了两次各为 10 天的飞行试验。SIR-C 同时提供 L 波段和 C 波段的雷达全极化数据。传统的全极化 SAR 数据分类采用的是几种常用的极化合成图像,例如 HH 和 VV 极化,加上相位差数据^[1]。虽然地物对不同的极化合成方式有一定的敏感性,但是由于极化椭圆表面分布的连续性,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,其容易导致对图像解译的错误,从而影响了分类精度,并且不利于地表参数的提取^[2]。

目标信息分解就是将地物回波的复杂散射过程分解为几种单一的散射分量,每种散射分量都有一个对应的散射矩阵。1970 年 Huynen 第 1 次提出“目标信息分解”的概念^[3],即将平均 Stokes 矩阵分解为散射体和噪声(非目标)的 Stokes 矩阵之和。后来发展的若干目标信息分解方法都是以此为基础,如将相矩阵分解为偶极子和随机噪声两部分,以及将 Stokes 矢量分解为全极化和非极化两部分等等。1988 年 Cloude 提出了一种基于地物相关矩阵特征向量分解的目标信息分解方法^[4],该方法是将目标相关矩阵分解为单向散射,双向散射和交叉散射 3 种单散射体相关矩阵的加权和。其中双向散射又称双向角反射,其来源于两个不同介电特性表面的角反射器,如树干-地面等;由于交叉散射来自多重体散射过程,如树冠的叶片及枝干层,地形起伏较大的地面等,因此有的文献中也将交叉散射称为多重体散射。

本文就是利用特征向量分解方法来分析地物的后向散射过程,并结合应用传统的极化合成图像,用

神经网络法对实验区进行分类,取得了良好的监测效果。实验区数据为 1994 年 10 月获取的新疆和田地区 L 波段 SIR-C 全极化数据和 1994 年新疆地区土地覆盖利用图,数据格式为地距单视复矩阵(SLC),其像元大小对应于地面 5.0m×6.6m。该区地表为具有密集植被覆盖的区域,其中,防护林树种多为新疆杨、箭杨和少量的胡杨,属阔叶林;耕地中的农作物在 10 月初大部分为冬小麦和少量的棉花,另外还有成片的果树林和桑树林;居民点附近果木和葡萄等经济作物较多。此外还有山地和裸土地及植被稀疏区。

2 极化目标信息分解方法

极化分析理论中,散射矩阵 S 将入射波和散射回波电场强度联接起来,用于描述散射体的以下散射过程:

$$E_r = \frac{e^{ik_0 R}}{k_0 R} S E_t \quad (1)$$

其中, E 表示电场强度,下角 r, t 表示接收和传输。 R 表示距离, k_0 为波数。散射矩阵 S ^[5] 为

$$S = \begin{bmatrix} S_{VV} & S_{VH} \\ S_{HV} & S_{HH} \end{bmatrix} \quad (2)$$

VV, HH 和 HV 表示垂直,水平和交叉极化发射和接收。除理想散射体外,散射矩阵中的各个分量都为复数,其既有幅度信息,也有相位信息。由于自然界的一般地物满足入射-反射对称性,因此雷达后向散射分量 $S_{HV} = S_{VH}$ 。由于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,因此散射矩阵是研究地物散射的基础。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匀性,以及受地表植被参数的影响,像元也可看作是由若干个单一的小散射体组成,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。在这种情况下,可以将极化雷达后向散射过程分解为以下 3 个分量:(1)单向散射;(2)双向散射;(3)交叉极化散射。植被覆盖条件下,单向散射主要包括植被的体散射、地表散射和穿透植被

的散射量；双向散射是地表和植被间相互作用项，即所谓的二次反射散射项 (double-bounce scattering)；交叉极化散射项主要是漫反射和多次交互作用散射项。根据 Cloude 提出的基于地物相关矩阵特征向量分解的理论，目标相关矩阵 C 就表示为

$$C = k \cdot k^*T = \begin{bmatrix} \langle S_{HH}S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH}S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV}S_{HH}^* \rangle & 2 \langle S_{HV}S_{HV}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HV}S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV}S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{VV}S_{HV}^* \rangle & \langle S_{VV}S_{VV}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 $*$ 表示转置共轭, T 表示转置, k 用来表示像元内小散射体散射振幅的统计平均, $\langle \rangle$ 表示内积。

$$k = \begin{bmatrix} \langle S_{HH} \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV} \rangle \\ \langle S_{VV} \rangle \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于自然界的物物一般都能保持飞行方向的对称性, 因此同极化分量与交叉极化分量不相关, 有 $\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle = 0, \langle S_{HV}S_{VV}^* \rangle = 0$ 。由于雷达定标的误差, 虽然计算出的 $\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle$ 和 $\langle S_{VV}S_{HV}^* \rangle$ 皆不为 0, 但值很小, 因此可忽略不计。同时考虑到地面小散射体的统计特性, 式(3)可表示为

$$C = \sigma \begin{bmatrix} 1 & 0 & \rho \\ 0 & \epsilon & 0 \\ \rho & 0 & \gamma \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中,

$$\sigma = \langle S_{HH}S_{HH}^* \rangle \quad \epsilon = 2 \langle S_{HV}S_{HV}^* \rangle / \langle S_{HH}S_{HH}^* \rangle \\ \gamma = \langle S_{VV}S_{VV}^* \rangle / \langle S_{HH}S_{HH}^* \rangle \quad \rho = \langle S_{VV}S_{VV}^* \rangle / \langle S_{HH}S_{HH}^* \rangle$$

其中, σ 表示水平极化后向散射截面, ϵ 为交叉极化系数, γ 为同极化系数, ρ 为 HH-VV 相关系数, 除 ρ 外, 其他系数均为实数。由矩阵理论可知, 式(5)中的相关矩阵为半正定的 Hermitian 矩阵, 可进行如下矩阵分解:

$$C = \lambda_1 k_1 k_1^*T + \lambda_2 k_2 k_2^*T + \lambda_3 k_3 k_3^*T \quad (6)$$

T 表示矩阵转置, k_1, k_2, k_3 分别为相关矩阵的特征向量, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为特征值, 皆为实数。根据式(6), 可将特征向量的形式描述为

$$k_1 = \begin{bmatrix} k_1^{HH} \\ 0 \\ k_1^{VV} \end{bmatrix}, k_2 = \begin{bmatrix} k_2^{HH} \\ 0 \\ k_2^{VV} \end{bmatrix}, k_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

显然, k_3 只与 HV 有关, 是交叉散射过程。由于 k_1 与 k_2 与 HV 无关, 且 $\frac{k_1^{HH}k_1^{VV}}{k_2^{HH}k_2^{VV}} < 0$, 因此 k_1 与 k_2 之间有 180° 的相位差, 二者必须属于单向散射或双向

散射。当 $k_1^{HH}k_1^{VV}$ 的实部大于零时, k_1 为单向散射, k_2 为双向散射; 反之, k_1 为双向散射, k_2 为单向散射^[5]。为分析地物散射过程的无序性, 本文引入熵的概念, 散射矩阵的熵定义为

$$H = - \sum_{i=1}^3 p_i \log_3 p_i^{-1} \quad (7)$$

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。熵的值位于 $[0, 1]$ 之间。当熵为 0 时, 目标散射只有一种散射过程, 即具有单一的散射矩阵; 熵很小时, 可忽略其他过程, 仅将与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。

由前所述, 任何一种地物散射过程都有可能包含单面向散射、双向角反射、以及由一层小散射体组成的多重体散射 3 部分。此外, 从散射熵的角度, 也可讨论这 3 部分的散射差别。

3 实验区分类方法和结果

为了说明用目标分解方法能够改进极化 SAR 信息的提取效果, 首先利用目标分解理论, 将实验区不同地物的散射过程分解为单向散射、双向散射、交叉散射 3 部分, 然后进行了分类实验。图 1 是试验区的雷达散射功率图像; 图 2 是试验区雷达散射熵图; 图 3 是实验区单向散射强度图; 图 4 是实验区双向散射强度图; 图 5 是实验区交叉散射强度图; 图 6 是分类结果图。

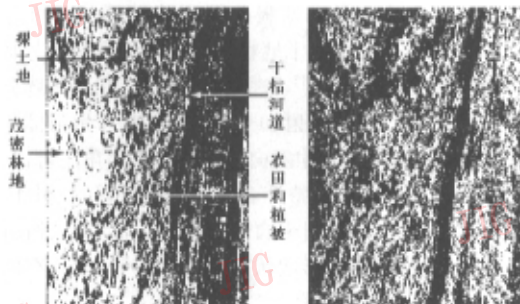


图 1 实验区的雷达散射功率图(L-TP)

图 2 实验区的雷达散射熵图

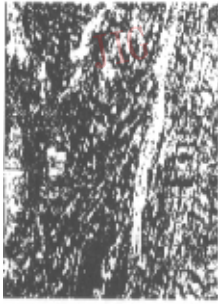


图 3 单向散射强度图

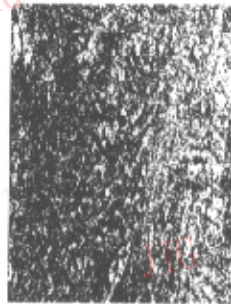


图 4 双向散射强度图

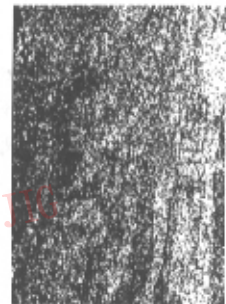


图 5 交叉散射强度图

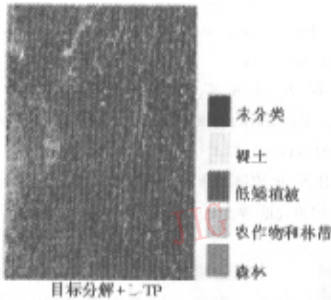


图 6 分类结果

通过对以上图像的分析可以得出:

(1)图 1 的左下部区域有较强散射强度,这一区域在图 2 中的熵值很小,说明这一区域类似于单一目标体的散射,在图 3 中这一区域以单向散射为主,而双向和交叉散射分量很小。结合极化信号特征可以将这一区域判定为具有浓密冠层的林区,其散射强度主要来源于冠层的直接后向散射;

(2)实验中,裸土地和干枯的河道的表面比较平滑,与 L 波段 24cm 的波长相比,粗糙度低,类似于镜面散射,具有很低的散射熵值,其散射特征以单向散射为主,这一点在图 2 和图 3 中也得到准确的反映;

(3)试验区中的林网,农田和植被区由于地物分布复杂,具有较高的散射熵值。由于这一地区的林地和植被的冠层比较稀疏,因此这一区域的双向散射和交叉散射逐渐增加,图 2 和图 3 明显地反映了这一特征;

(4)图 3,图 4 和图 5 显示试验区以单向散射为主,其次为双向散射分量,而交叉散射所占比例较小,说明这一地区以林地和低矮农作物为主,且农作物的冠层密度低。

新疆地区土地覆盖利用图验证了以上结论,说明目标信息分解后的结果准确的反映了地物的散射特征。

最后以这些数据为基础,结合传统的 HH, VV 和 HV 极化合成图像,采用神经网络分类方法对图像进行了分类。人工神经网络模型已经被广泛用于解决各类非线性问题,它可以被描述为一个由独立处理单元,以一定拓扑结构高度连接而成的并行分布式信息处理结构。目前应用广泛的神经网络模型有自适应共振神经网络(ART)、双向连接记忆神经网络(BAM)、自组织图神经网络(SOM)、多层感知器(MLC)后向反馈神经网络(BP)等。这些算法的区别是神经网络各层间拓扑关系和学习算法的不同。目前常用的神经网络多采用多层拓扑结构,该网络分为输入层、中间层和输出层^[6]。神经网络模型多采用多层感知器(MLC)后向传布神经网络(BP)^[6]。

本文采用 BP 神经网络对数据进行分类。其训练参数为:叠代次数 1000,训练动力 0.9,学习效率 0.05,训练误差 0.23,目标误差 0.001。结果表明,与采用常规的 HH+HV+VV+Phase(相位差)进行分类相比,分类精度提高了 7%,Kappa 系数达到了 81%。分类结果数据见表 1。这一结果说明目标信息分解后的数据提供了更加丰富的地物信息,不仅提高了

表 1 两种分类结果的比较

分类数据	分类方法	Kappa 系数	各类地物在试验区中所占比例(%)				
			未分类	裸土	低矮植被	植被和农作物	林地
目标分解+L-TP	神经网络	0.81	7	11	17	46	19
HH+VV+HV+Phase	神经网络	0.74	14	13	14	43	16
土地覆盖利用图				12	19	51	18

对地物的识别能力,而且增强了全极化 SAR 数据对地表覆盖变化监测的准确性。

从表 1 可见,采用 BP 神经网络分类方法分类后,以植被和农作物分类为例,在试验区中由原来占试验区总面积的 43% 提高到了 46%,接近了土地分类图 51% 的分类结果。林地的分布信息精度也同样得到了改善。

4 结 论

由于单极化和多极化 SAR 的极化方式有限,因此无法根据地物极化响应的特点合成有利于提取地物信息的极化图像。另由于全极化 SAR 数据不仅能提取目标地物的完整极化矩阵、几何结构的细节信息和目标的介电常数信息,还可以选择合适的极化合成方式来突出目标地物的分布区域,同时具有对地表植被散射体的空间分布、高度、植被散射体的形状和方向很敏感的特性,因此全极化雷达在提取植被结构信息,以及在进行农作物生长监测和植被区分类方面具比单极化和多极化雷达有更大的优越性。研究表明,提高全极化 SAR 数据分类精度的关键在于对目标地物极化信号的准确分析和确定不同地物极化响应的差异,以便选择合适的极化合成方式以突出地物。由于极化椭圆表面分布的连续性,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,这就容易造成数据冗余,而数据冗余在一定程度上混淆了不同地物的散射差异,因此不利于用极化数据进行地物分类。目标分解理论将地物复杂的散射回波分解为单向散射、双向散射、交叉散射 3 种单一的散射分量,且每种散射过程都有一个独立的散射矩阵。由于分解出的 3 个相关矩阵来自两两垂直的三个特征向量积,因此这 3 种散射分量互不相关。另外,散射介质的熵描述了地物中以上 3 种散射过程的混合度,由于它可以从宏观上分析地物散射的复杂性,因此也是目标信息分解方法中很重要的参量。通过对全极化数据经过目标信息分解,可以得到以上 4 种互不相关的数据,由于其与线性极化后向散射强度的相关性也大大降低,因此可以大幅度提高土地覆盖分类精度,并且可广泛应用于地表参数的提取。

参 考 文 献

- 1 Van Zyl J J, *et al.* Classification of earth terrain using polarimetric SAR images[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1989, **94**(6):7049~7057.
- 2 Van Zyl J J, Zebker H A, Elachi C. Imaging radar polarization signatures: Theory and observation[J]. *Radio Science*, 1987, **22**(4):529~543.
- 3 Cloude S R. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, **34**(2):337~348.
- 4 Van Zyl J J, *et al.* Calibration of polarimetric radar images using only image parameters and trihedral corner reflector Responses [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, **28**(3):337~348.
- 5 Dawson M S, Fung A K, Manry M T. Surface parameter retrieval using fast learning neural networks[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1993, **17**(6):233~240.
- 6 王翠珍. 极化 SAR 数据分析与目标信息提取[D]. 北京:中国科学院遥感应用研究所博士论文,1999.



陈劲松 1969 年生,1989 年毕业于东北大学资源环境工程系,1998 年获新疆大学遥感图像处理专业硕士学位,现在是中国科学院遥感应用研究所博士生。主要从事微波遥感应用技术、遥感图像处理方面的研究。



邵芸 1961 年生,1983 年获北京大学地震地质专业理学学士学位,1986 年获北京大学遥感研究方向理学硕士学位,2001 年获中科院遥感所雷达遥感研究方向博士学位。现为中国科学院遥感应用研究所研究员,博士生导师,中国科学院遥感应用研究所信息科学开放研究实验室常务副主任。主要从事微波遥感应用研究。



李震 1966 年生,现为中国科学院遥感应用研究所研究员。主要研究微波遥感,已发表论文 40 余篇。