

基于极化散射特性的神经网络海岸带信息提取

梁超^{1,2}, 曾韬^{1,2}, 邹亚荣^{1,2}

(1.国家卫星海洋应用中心,北京 100081;2.国家海洋局空间海洋遥感与应用研究重点实验室,北京 100081)

摘要:应用遥感手段开展海岛海岸带监测为海岸带资源开发利用提供科学的信息支撑。采用 Radarsat-2 数据,开展 Cloude 极化,获得分解参数,进行海岸带地物特性极化参数特性研究,在此基础上,以辽宁鲅鱼圈作为研究区域,运用神经网络方法开展海岸带信息分类提取研究。结果表明:极化目标分解理论对海岸带信息提取具有一定的应用潜力,采用基于 H/α 的分类方法能较好地地区分单次散射的特征地物,但对于偶次散射和体散射的混合体,仅从极化特征参数还难以区分;综合利用极化散射特性及神经网络分类方法则可以有效进行分类,采用基于 SPOT5 数据的“我国近海海洋综合调查与评价专项”遥感调查成果为验证标准,精度达到 88.5%。分类精度与训练样本有关,此外,海岸带区域地物分布往往较为复杂,对于复杂地物的散射机制研制,是下一步研究工作的重点。

关键词:SAR;极化分解;BP 神经网络;海岸带

中图分类号:P237

文献标识码:A

文章编号:1671-6647(2017)02-0278-06

doi:10.3969/j.issn.1671-6647.2017.02.012

随着人类经济活动的发展,海岸带开发程度已越来越高。海岸带资源丰富,是人类生存活动的主要区域。对海岸带的开发利用已影响到人类的生存发展,利用遥感监测海岸带的动态已成为趋势。在利用遥感数据开展海岸带的监测方面,王常颖基于 GIS 技术,在海岸带区域进行了海岸带信息提取的方法研究^[1];何厚军等通过对图像纹理特征分析,建立一定的分类规则,最终建立了信息分类模型,取得了较好的效果^[2];任广波等对分类样本进行了分析,尤其是小样本对分类的特性,研究如何运用小样本开展海岸带信息提取,研发了一种基于 SVM 的信息提取方法,使分类精度得到了提高^[3];付军等把图像纹理特征引入图像信息分类中,结合地物的光谱特征,开展了海岸带的信息提取研究工作^[4];刘艳芬等以地物的光谱特征为基础,从地物的空间分布规律等方面入手,建立海岸带信息提取规则,从而开展海岸带土地利用/覆被信息研究^[5];陈建裕等从图像的分割入手,通过分析分割的图斑特性,研究了一种简单地物的最优分割方法,取得了较好的效果^[6];张祥等对极化 SAR 数据处理,获得极化分解参数,在此基础上,应用 SVM 方法对不同的极化分解方式进行分析,在分类性能上有一定的提高^[7]。基于极化 SAR 分解的 $H-\alpha$ -Wishart 分类未能充分利用极化信息^[8-10];神经网络方法已广泛地应用于信息提取,并发展了多种方法^[11]。

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有受天气影响小等特点,因而运用于海岛海岸带的信息提取具有独特优势,全极化 SAR 相比单极化具有更多的地物信息,应用于海岸带信息提取并不多,本文拟开展这方面研究。

1 数据与方法

1.1 数据

Radarsat-2 为加拿大发射的 Radarsat-1 后续卫星,具有多种波束模式和全极化成像能力,本文采用 2012-01-29 四极化精细模式 Radarsat-2 数据,分辨率为 8 m,中心入射角为 32.17°,以我国辽宁鲅鱼圈为研

收稿日期:2016-02-04

资助项目:国家自然科学基金项目——随机粗糙海面的溢油极化 SAR 特征谱构建及精细提取研究(41376183);南北极环境综合考察与评估专项——南极地区环境遥感考察(CHINARE2015-02-04)

作者简介:梁超(1985-),男,陕西咸阳市人,硕士,助理研究员,主要从事海洋遥感方面研究.E-mail: liangchao@mail.nsoas.org.cn

* 通讯作者:邹亚荣(1967-),男,江西南昌人,研究员,主要从事海岸带遥感方面研究.E-mail: zyr@mail.nsoas.org.cn

(王燕 编辑)

究区域,区域内覆盖海冰、海水、城市以及植被等地物。

1.2 方法

1986年,Cloude通过对地物散射机理研究,建立了基于全极化SAR数据相干矩阵,并对此矩阵进行分析,提出了覆盖所有散射特性的分解方法^[7]。Cloude极化分解,通过极化相干矩阵计算分析,可得到极化特征向量,以及计算得到的可表达极化特性的物理参数:散射角 α 、散射熵 H 及极化反熵 A 。利用这3个特征参量,可以构建极化特征空间,特征空间中不同位置代表了特定的散射机制分布,通过对极化特征空间的划分,即可以实现基于地物散射特性的影像分类。

1) 散射角 α

散射角 α 表示散射角度的变化,对应着从奇次散射(表面散射)($\alpha=0^\circ$)到偶极子散射(体散射)($\alpha=45^\circ$)到偶次散射(二面角散射)($\alpha=90^\circ$)的变化,与地物的散射过程与机理有密切的联系。

2) 散射熵 H

不同的地物散射不一,散射熵 $0\leq H\leq 1$ 则可以表示散射的随机性。当 $H=0$,表示地物的散射具有同性散射特性;当 $H=1$,表示地物散射具有完全随机散射。

若 H 值很低($0\leq H<0.3$),则散射介质呈弱去极化特性,优势散射机制为最大特征值对应的特征向量;若 H 值很高,则说明目标去极化效应较强;若 H 值为1,则极化信息为0,目标散射实际上是一个随机噪声过程。

3) 极化反熵 A

在同一个分辨率的单元中,极化散射熵提供了总体散射机制的信息,然而,当 $(\lambda_1>\lambda_2,\lambda_3)$,即在低熵或中等熵情形下,对于 λ_2,λ_3 的关系,散射熵不能揭示两者之间的关系,此时需进一步考虑极化反熵 A 。

在地物散射中,除了占主要的散射机制外,如需比较2个弱散射分量之间的相互关系,则需引入一个反熵 A 概念,此参数反映了Cloude分解中优势散射机制以外的2个较弱的散射分量之间的相对大小关系,是极化熵的补充参量。极化反熵的应用是仅当 $0.7<H\leq 1$ 时,参数 A 可以作为地物识别的一个参数,如不满足条件,说明参数 A 的随机噪声太高,不适合进行分类。

熵 H 值如变大,那么应用熵参数进行分类的类别数下降。当熵 H 值增大时,反熵 A 作为散射分类则有明显的价值^[8]。

2 结果分析

2.1 极化参数与特征分析

辽宁省鲅鱼圈区域2012-01-29的Radarsat-2影像见图2,影像左上部分为海域,主要目标物为海水及海冰;影像右部陆上区域主要目标以植被为主;影像中部为港口区,地物目标分布较为复杂。

针对研究区全极化SAR数据,通过PolSARpro软件计算,得到平均散射角 α ,散射熵 H ,极化反熵 A 三个特征参量影像(图3)。据散射特征参数的空间分布分析可知,海水、海冰的极化散射特性主要为单次散射,其散射角 α 值较小,海冰则具有相对较高的散射熵 H ;植被散射机制则较为复杂,主要包含平整植被的表面散射以及植被冠层间的体散射成分。港口建筑以偶次散射为主,同时包含偶次散射和体散射,具有较强的随机性,表现为较高的散射熵值;此外,在均具有相对较高散射熵值的海冰、植被和港口建筑等地物目标之间,极化反熵提供了一种可能的判别信息。

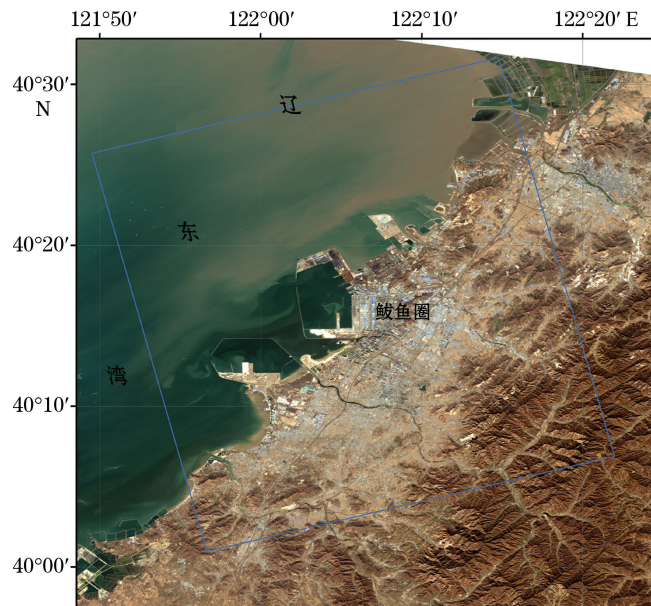


图1 数据覆盖范围

Fig.1 Schematic map of the data coverage

应用 $H-\alpha$ 特征空间(图 4)特征,根据地物极化散射特性分类,得到基于 $H-\alpha$ 的分类结果图(图 5)。可以看出,海水像元分布于 $H-\alpha$ 平面空间左下部,该区域代表低散射熵、低散射角的散射特征,从而验证了海水对 SAR 电磁波的 Bragge 散射机制(图 4 中的区间 8);海冰尤其是平整的海面浮冰散射机制以奇次表面散射为主,具有中等极化熵和较小的散射角值,其分布于极化特征空间中下部(图 4 中的区间 5);港口区人工建筑较多,其散射以二面角散射及多次散射为主,散射熵和散射角均较大,其散射机制位于特征空间上部区域(图 4 中的区间 3,6);植被区域散射特性较为复杂,包含表面散射、随机散射及体散射,其在特征空间中分布较为分散(图 4 中的区间 1, 2,5)。基于极化散射特性,可初步实现对影像的非监督分类,分类结果中不同颜色地物散射机制与 $H-\alpha$ 特征空间分布一致。

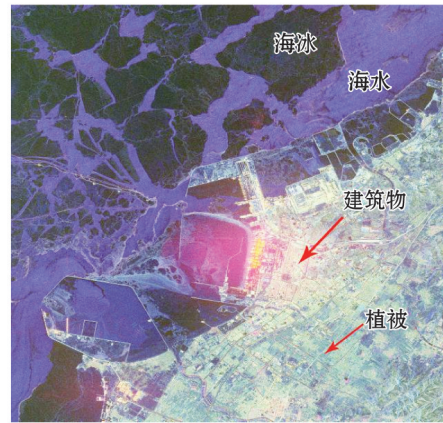


图 2 研究区 Radarsat-2 影像多极化彩色合成
Fig.2 False color composite image of the Radarsat-2 multi-polarization data in the study area

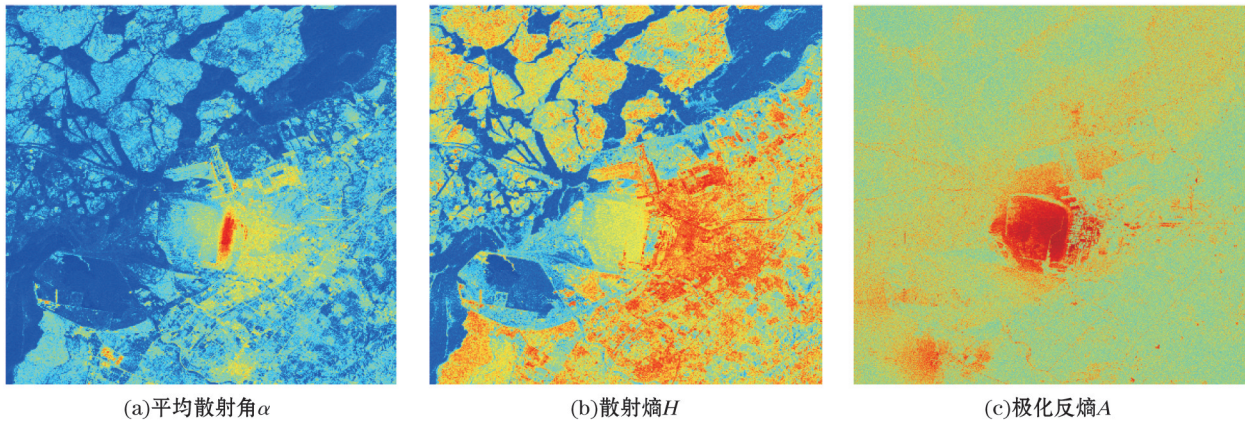
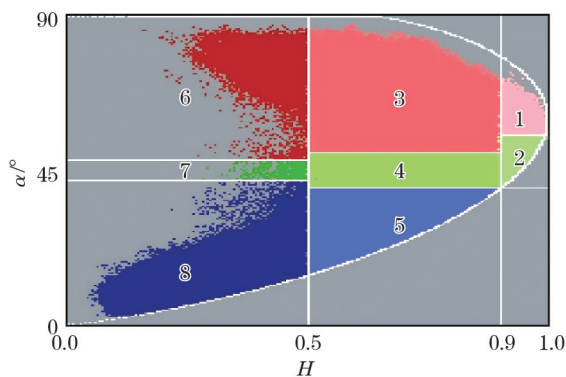
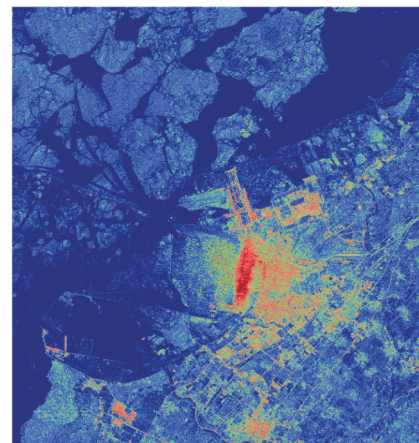


图 3 基于 Radarsat-2 计算极化分解参数
Fig.3 Parameters of polarization decomposition of Radarsat-2 image



区间1: 复杂结构, 区间2: 随机各向异性散射体, 区间3: 中熵二面角散射, 区间4: 各向异性粒子, 区间5: 随机表面散射, 区间6: 低熵二面角散射, 区间7: 低熵偶极子散射, 区间8: Bragg表面散射

图 4 $H-\alpha$ 特征空间
Fig.4 $H-\alpha$ feature space



注: 该图颜色与图4对应
图 5 基于 $H-\alpha$ 分类结果图
Fig.5 $H-\alpha$ classification results

2.2 H/α -Wishart 分类

由于 H/α 散射分类平面是基于典型的理想散射机制得到,而实际地物极化散射特性往往较复杂,包含多重散射机制的交叉共存,直接基于 H/α 极化散射特性分类得到的结果往往比较粗糙,对典型散射机制分类较好,但对复杂的散射机制分类结果并不理想。基于 H/α 分类方法利用了地物内在的散射特性,但忽略了地物分布的统计特征,分类结果虽然代表了散射特性但缺乏细节信息,本文采用了基于复 Wishart 分布的最大似然分类器对 H/α 分类进行优化,使分类结果更符合地物实际分布规律。理论上讲,雷达照射区域基本散射单元的极化散射矢量满足复高斯分布,为了降噪及压缩,SAR 数据经过多视处理后,其协方差矩阵满足复 Wishart 分布模型其概率密度函数 $P_A(\mathbf{A})$ 如下^[9]:

$$P_A(\mathbf{A}) = \frac{|\mathbf{A}|^{n-q} \exp[-\text{Tr}(\mathbf{C}^{-1}\mathbf{A})]}{K(n, q) |\mathbf{C}|^n}, \quad (1)$$

式中, \mathbf{A} 为矩阵变量; n 为多视处理的视数; 参数 q 代表散射矢量维度,一般地 $q=3$; \mathbf{C} 为协方差矩阵; $\text{Tr}(\mathbf{C}^{-1}\mathbf{A})$ 为矩阵 $\mathbf{C}^{-1}\mathbf{A}$ 的迹; $K(n, q) = \pi^{\frac{1}{2}q(q-1)} \Gamma(n) \cdots \Gamma(n-q+1)$, 其中 $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数。

根据复 Wishart 分布模型,可以构建最大似然分类器:

$$d_3(\mathbf{Z}, \omega_m) = \ln |\mathbf{C}_m| + \text{Tr}(\mathbf{C}_m^{-1}\mathbf{Z}), \quad (2)$$

式中, $d_3(\mathbf{Z}, \omega_m)$ 定义为 Wishart 距离度量,基于该距离的分类方法即为 Wishart 分类器; \mathbf{Z} 和 \mathbf{C}_m 均为矩阵变量; Tr 为求矩阵的迹。基于 H/α 分解理论分类获取的区域对应着地物的散射特性,由于其分类平面边界是预设的,分类结果并不理想,利用 Wishart 分类器对 H/α 分类进行改进,即将 H/α 分类结果作为 Wishart 分类器输入进行迭代收敛,实现对像元的重新聚类。改进后的分类结果如图 6 所示,其中,海水、平整海冰、港口建筑、植被等主要目标物均可被较准确地自动识别并分类。

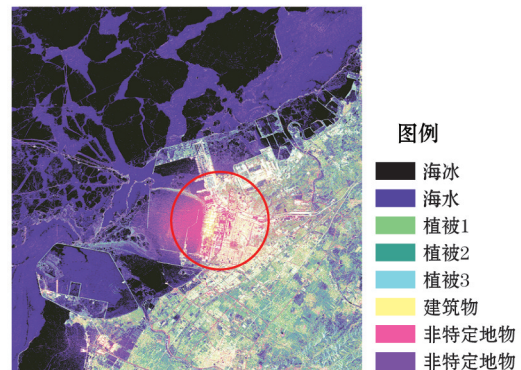


图 6 基于 H/α -Wishart 分类结果图
Fig.6 H/α -Wishart classification results

2.3 基于神经网络的海岸带信息分类

在分析地物散射特性基础上,采用神经网络分类方法进行,人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)系统是 20 世纪 40 年代后出现的。从人脑神经网络出发,建立一定的规则。神经网络由大量的神经元组成,每个神经元为一个特定的函数,神经元之间具有一定的关联,形成不同的层,中间层数、各层的处理单元数及网络的学习系数等参数可根据具体情况设定,灵活性很大。人工神经网络通过设定一定的阈值对节点进行训练,获得满足需要的权值与阈值,这样在输入与输出值之间建立联系,从而对实际的场景开展模拟^[10]。本文在极化分解理论基础上,基于极化散射特征向量,采用标准的 BP 神经网络分类方法进行进一步优化分类。BP 神经网络方法是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,其拓扑结构包括输入层(input)、隐藏层(hidden layer)和输出层(output layer)。

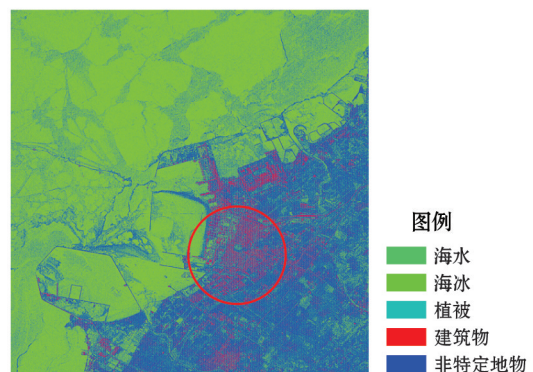


图 7 基于人工神经网络的分类结果图
Fig.7 ANN classification results

基于 ANN 的分类,能够有效地对海岸带信息进行提取,与 H/α -Wishart 分类方法分类结果区别在于:

建筑物由于散射较为强烈,基于 H/α -Wishart 的分类中没有被明显的分类出来,而基于 ANN 的分类则可被较好分类(图 6,7 圈中部分)。在图 6 和图 7 中,由于处于冬季,植被与一些建筑物难以区分,通过 ANN 方法则可以区分。

2.4 精度评价

针对基于极化信息的神经网络分类结果(图 7)开展精度评价,陆地区域采用基于 SPOT5 数据的“我国近海海洋综合调查与评价”遥感调查成果为验证标准,海上以目视解译为验证标准,选择海水、海冰、植被、建筑物等为样本,进行分类精度评价,结果如表 1 所示。根据混淆矩阵计算可得基于神经网络的分类结果总体分类精度为 88.5%。

表 1 分类结果混淆矩阵
Table 1 Classification accuracy assessment

样本类别	样本类别				总计
	海水	海冰	植被	建筑物	
海水	341	50	11	10	476
海冰	48	857	0	0	905
植被	42	0	700	22	764
建筑物	0	0	20	162	182
总计	431	907	731	194	2 327

注:表中数据为样本个数

3 结 论

运用 Radarsat-2 数据能够进行海岸带信息提取,尤其是在多云多雨的海岸带区域。我们以辽宁鲅鱼圈作为研究区域,基于极化散射分解理论的分类,以地物的散射特性为基准,实现了海岸带信息非监督自动分类,该分类对具有典型散射机制的地物,如海水、平整的海冰、建筑物等具有良好的分类效果。

采用 Wishart 分类器,将极化散射信息纳入标准 BP 神经网络的分类方法之中,可较为有效地改善纯粹基于极化散射特性的自动分类方法的不足,实现对分类结果的优化改进,综合采用极化散射特性信息的神经网络分类总体精度为 88.5%,需要说明的是,分类精度与训练样本的纯度和样本类间可分性相关。此外,海岸带区域地物分布往往较为复杂,其对应的极化散射机制多有交叉,且不同植被的散射机制差异不大,都会产生一定的分类误差,这是下一步研究工作的重点。

参考文献(References):

- [1] WANG C Y. Coastal land covers classification of remote sensing images based on data mining technology[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2009. 王常颖. 基于数据挖掘的遥感影像海岸带地物分类方法研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2009.
- [2] HE H J, WANG W, LIU X G. Land type classification of coastal zone based on decision tree model[J]. Geography and Geo-Information Science, 2008, 24(5): 25-28. 何厚军, 王文, 刘学工. 基于决策树模型的海岸带分类方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2008, 24(5): 25-28.
- [3] REN G B. The study of semi-supervised classification technology in remote sensing image processing[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2010. 任广波. 基于半监督学习的遥感影像分类技术研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2010.

- [4] FU J, GU D Q. Extracting method in tidal flat based on decision fusion of spectrum and texture[J]. Marine Environmental Science, 2008, 27(5):405-408. 付军, 谷东起. 基于光谱与纹理特征融合的滩涂信息提取方法[J]. 海洋环境科学, 2008, 27(5):405-408.
- [5] LIU Y F, ZHANG J, MA Y, et al. Incorporating Geoscience knowledge into land use/cover classification for remote sensing image of coastal zone[J]. Advances in Marine Science, 2010, 28(2):193-202. 刘艳芬, 张杰, 马毅, 等. 融合地学知识的海岸带遥感图像土地利用/覆盖分类研究[J]. 海洋科学进展, 2010, 28(2):193-202.
- [6] CHEN J Y, PAN D L, MAO Z H. Optimal segmentation problem of simple object in high resolution coastal zone remote sensing image [J]. Science in China: Series D Earth Sciences, 2006, 36(11):1044-1051. 陈建裕, 潘德炉, 毛志华. 高分辨率海岸带遥感影像中简单地物的最优分割问题[J]. 中国科学: D辑 地球科学, 2006, 36(11):1044-1051.
- [7] ZHANG X, DENG K Z, FAN H D, et al. PolSAR SVM supervised classification method combining with polarimetric target decomposition[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(1):295-298. 张祥, 邓喀中, 范洪冬, 等. 基于目标分解的极化 SAR 图像 SVM 监督分类[J]. 计算机应用, 2013, 30(1):295-298.
- [8] WANG C, ZHANG H, CHEN X. Full polarization synthetic aperture radar image processing[M]. Beijing: Science Press, 2008. 王超, 张红, 陈曦. 全极化合成孔径雷达图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [9] ZOU Y R, LIANG C, ZENG T. Oil spill identification using SVM based on polarization parameters[J]. Marine Study, 2013, 31(3):71-76. 邹亚荣, 梁超, 曾韬. 基于极化参数的 SVM 海上溢油识别[J]. 海洋学研究, 2013, 31(3):71-76.
- [10] LEE J S, POTTIER E. Polarimetric radar imaging: from basics to applications[M]. Boca Raton: CRC Press, 2009:267-268.
- [11] LI H D, GUAN D X, YUAN F H, et al. Modeling canopy transpiration of young poplar trees (*Populus × euramericana* cv. N3016) based on Back Propagation Artificial Neural Network[J]. 2015, 35(12):1-13. 李辉东, 关德新, 袁凤辉, 等. BP 神经网络的杨树林冠蒸腾[J]. 生态学报, 2015, 35(12):1-13.

The Coastal Zone Information Extraction Based on the Neural Network Method With Polarization Characteristics

LIANG Chao^{1,2}, ZENG Tao^{1,2}, ZOU Ya-rong^{1,2}

(1. National Satellite Ocean Application Service, Beijing 100081, China;

2. Key Laboratory of Space Ocean Remote Sensing and Application, SOA, Beijing 100081, China)

Abstract: Application of remote sensing data in the monitoring of island and coastal zone can provide scientific information support for the development and utilization of coastal zone resources. Radarsat-2 data is used to carry out the coastal information extraction with Cloude polarization decomposition theory. The results show the application potential of Cloude polarization decomposition theory in the coastal information extraction. The objects of single scattering characteristics can be easier distinguished based on H/α classification method, but it is difficult to distinguish the targets of even scattering and volume scattering mechanism. The neural network method together with the polarization characteristics can be used for the coastal zone classification, and the accuracy is 88.5%, which is related to the training samples. The distribution of surface features in the coastal zone is complicated, which is the focus of the future research work.

Key words: SAR; polarization decomposition; BP ANN; coastal zone

Received: February 4, 2016