

# 基于目标极化分解方法和 PALSAR 雷达数据的 于田绿洲盐渍化监测

再屯古丽·亚库普<sup>1,2</sup>, 塔西甫拉提·特依拜<sup>1,2</sup>, 依力亚斯江·努尔麦麦提<sup>1,2</sup>,  
买买提·沙吾提<sup>1,2</sup>, 阿不都艾尼·阿不里<sup>1,2</sup>, 阿卜杜萨拉木·阿布都加帕尔<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>新疆大学资源与环境科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046;

<sup>2</sup>新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046

**摘要** 以新疆于田绿洲为研究区,利用四极化 PALSAR-2 数据进行多种目标极化分解处理,获取相应的极化特征参数。通过目视判读选取噪声较少的 11 种极化参数作为最佳特征信息对支持向量机分类法进行训练。多种极化分解方法与 Wishart 分类方法及支持向量机分类法相结合,提取研究区不同程度的盐渍化信息。经过目视判读和实地野外考察,结合 Landsat-8 陆地成像仪影像对分类结果进行定量分析和验证。由混淆矩阵的计算分析可知,相比 Wishart 分类方法,支持向量机分类法将分类精度从 80.48% 提高到 88.00%,将 Kappa 系数从 0.73 提高到 0.83。结果表明,单独的相干分解不能充分挖掘 PALSAR-2 数据包含的丰富信息,将目标极化分解参数用于特征信息分类处理,可以达到较好的分类效果;利用全极化 PALSAR-2 数据,结合目标极化分解方法和支持向量机分类法提取盐渍化信息有一定的优势。

**关键词** 遥感; 土壤盐渍化; 极化分解; 支持向量机分类; 后向散射系数

**中图分类号** TP79; S127 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.062803

## Monitoring of Soil Salinization in Yutian Oasis Based on Target Polarimetric Decomposition Method and PALSAR Radar Data

Zaytungul Yakup<sup>1,2</sup>, Tashpolat Tiyip<sup>1,2</sup>, Ilyas Nurmemet<sup>1,2</sup>,  
Mamat Sawut<sup>1,2</sup>, Abdugheni Abliz<sup>1,2</sup>, Abdusalam Abdujappar<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> College of Resources and Environmental Science, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

<sup>2</sup> Key Laboratories of Oasis Ecology, Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China

**Abstract** Choosing Yutian Oasis as the study area, the polarimetric characteristic parameters are obtained from quad-polarized PALSAR-2 data in a variety of target polarization decomposition treatments. 11 polarized parameters with lesser noise are selected as the best classification features through visual interpretation to train the support vector machine classification. Wishart classification, support vector machine classification and several polarimetric decomposition methods are combined to extract the different levels of soil salinization information. Classification results are quantitatively analyzed and validated by Landsat-8 operational land imager image combined with visual interpretation and field investigation. The analysis results of confusion matrix show that, comparing with Wishart classification, the support vector machine classification increases the classification accuracy and Kappa coefficient from 80.48% to 88.00% and 0.73 to 0.83 respectively. It is illustrated that the individual coherent decomposition cannot fully exploit the rich information of PALSAR-2 data, and the good classification results can be achieved by

**收稿日期:** 2016-12-19; **收到修改稿日期:** 2017-01-12

**基金项目:** 国家自然科学基金重点基金联合项目(U1138303)、国家自然科学基金(41561089,41361016)

**作者简介:** 再屯古丽·亚库普(1992—),女(维吾尔族),硕士研究生,主要从事干旱区资源与环境遥感应用方面的研究。

Email: zaytungul1992@163.com

**导师简介:** 塔西甫拉提·特依拜(1958—),男(维吾尔族),博士,教授,主要从事遥感技术及应用方面的研究。

Email: tash@xju.edu.cn(通信联系人)

using the target polarimetric decomposition parameter for features classification process. Using fully polarimetric PALSAR-2 data, the method combining target polarimetric decomposition with support vector machine classification has advantage to extracting salinization information.

**Key words** remote sensing; soil salinization; polarimetric decomposition; support vector machine classification; back scattering coefficient

**OCIS codes** 280.6730; 240.6700; 130.5440; 100.29600; 290.0290

## 1 引言

土壤盐渍化指在自然或人文因素条件下,易溶性盐分在土壤表层积累而达到对植物有害程度的现象或过程,主要受气候、地质、地形、水文等因素的影响,是土地荒漠化和土地退化的主要类型之一<sup>[1-3]</sup>。土壤盐渍化造成了生态环境和资源的破坏,损害了土壤生产力,严重制约了农业的发展,对人类的生存带来了威胁,已成为世界性环境问题<sup>[4]</sup>。我国是盐渍化问题最严重的国家之一,土壤盐渍化分布范围广泛、面积大、类型多。其中,新疆盐渍土面积最大,占全国盐渍土面积的 36.8%、占可利用土地面积的 19.25%<sup>[5]</sup>。于田绿洲处于干旱/半干旱地区,降水量少、蒸发量大、人类活动和灌溉不合理等原因造成土壤盐渍化,最终导致绿洲生态环境的破坏<sup>[6]</sup>。随着土壤盐渍化问题的突出,生态环境越来越脆弱,甚至土壤盐渍化与荒漠化相互转化<sup>[7]</sup>。土壤盐渍化给于田绿洲生态安全、环境演变和农业可持续发展带来了威胁。因此及时准确地监测土壤盐渍化在防治盐渍化及绿洲农业的可持续发展中具有重大意义。

目前,国内外诸多学者通过遥感手段监测土壤盐渍化获得了很多有意义的成果<sup>[8]</sup>。合成孔径雷达(SAR)作为一种微波遥感属于主动遥感范畴,工作模式分为条带扫描模式和聚束模式<sup>[9]</sup>,具有全天候全天时工作、对地物具有较强的穿透能力等特点,能够反映地物的几何结构,在多云多雨的区域优势更为显著<sup>[10-11]</sup>,并对光学遥感具有较好的互补性<sup>[12]</sup>。现有的大部分 SAR 系统都是单极化的,其成像为物理过程并易受大气和土壤湿度的影响,导致噪声相对较多,获取准确高效的盐渍化信息比较困难<sup>[13]</sup>。

全极化合成孔径雷达(POLSAR)与单极化 SAR 相比,具有多通道、多参数等特点,能提供更丰富的分类特征和更多的地物参数信息,因此,分类效果更为有效<sup>[14]</sup>。用 ENVISAT ASAR, ALOS PALSAR 和 RADARSAT-2 等卫星获取 POLSAR 影像数据,利用 POLSAR 数据正确有效地提取极化信息,并在分类中应用成为重要的研究方向<sup>[15]</sup>。为了更好地挖掘 POLSAR 数据的极化特征并提取盐渍化信息,本文利用目标极化分解方法分析地物的后向散射过程,对研究区四极化 PALSAR-2 数据进行极化分解。在此基础上,经过目视判读和实地野外考察结合 Landsat-8 陆地成像仪(OLI)光学遥感影像,选择训练样本利用 Wishart 分类和支持向量机(SVM)分类方法对研究区进行分类提取盐渍地信息,并计算混淆矩阵和 Kappa 系数,对分类结果进行定量分析和精度验证。

## 2 研究区及数据

### 2.1 研究区概况

于田绿洲位于东经 81°08'59"~82°00'03"、北纬 36°44'59"~37°12'04"之间,面积约  $3.95 \times 10^4$  km<sup>2</sup>,处于昆仑山中段北麓、塔里木盆地南缘克里雅河流域,北为塔克拉玛干大沙漠,中部为冲积平原地带,地势南高北低,南北高差 3500 m,自南向北形成高山、戈壁、沙漠等地貌单元<sup>[16]</sup>,图 1 为研究区位置图。研究区气候属于暖温带内陆干旱荒漠气候,热量资源丰富,光照充足,春夏多风沙和浮尘等灾害天气,多年平均降水量为 47.7 mm,蒸发量为 2432.1 mm,蒸发量高于降水量。水资源缺乏且年内分配不均,主要来自于地下水和地表水,属于极端干旱区。绿洲外围植被覆盖度较低,并且交错带植被破坏较严重,生态系统比较脆弱,盐渍化现象比较严重。于田绿洲为典型的绿洲农业区,人工种植玉米、棉花、小麦等农作物全靠灌溉<sup>[17]</sup>。

### 2.2 数据资料

PALSAR-2 是日本宇航局发射的对地观测卫星(ALOS)获取的数据资源,在测绘、区域观测、灾害监测和资源调查等领域发挥重要的作用<sup>[18]</sup>。其工作波段为 L 波段(1.2 GHz 段),具有多种分辨率成像、更短的重访周期、全极化和左右视功能,能在任何大气条件下全天候工作<sup>[19]</sup>。PALSAR-2 根据所选的模式发射出水平方向(H)和垂直方向(V)两种极化,每个散射元素(HH、HV、VH、VV)对地表面的不同特征具有不同

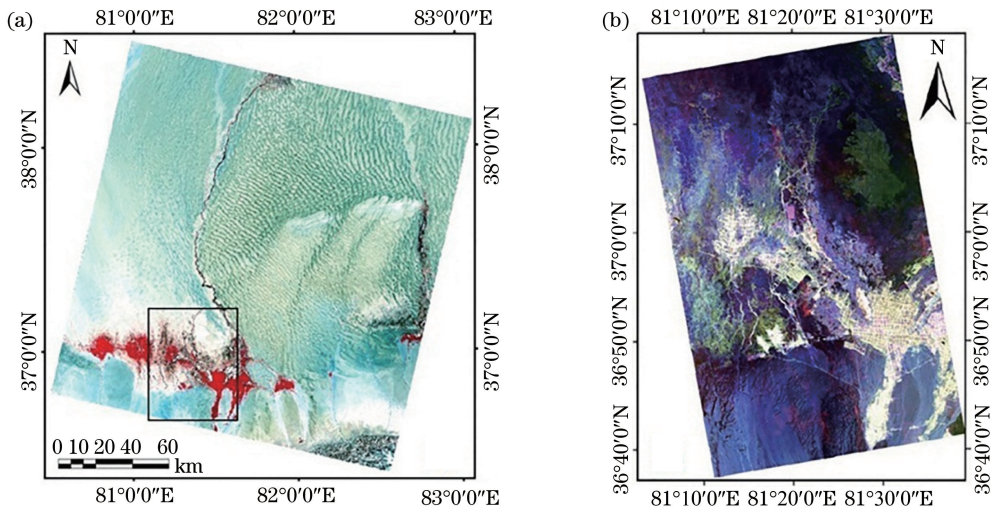


图 1 研究区位置图。(a) Landsat OLI 影像;(b) PALSAR-2 数据泡利分解图

Fig. 1 Location map of study area. (a) Landsat OLI image; (b) Pauli decomposition of PALSAR-2 data

的敏感性,有助于辨别不同的土地类型<sup>[13]</sup>。本文选用 2015 年 4 月 23 日 PALSAR-2 全极化(包括 HH、VV、HV、VH 4 种极化方式)数据(具体参数见表 1),为地物目视判读、训练样本及验证样本的选择提供便利,利用 2015 年 5 月 3 日 Landsat8 OLI 影像数据作为辅助参考光学遥感数据。研究区 PALSAR-2 CEOS 格式的 Level 1.1 图像,利用 ENVI<sup>®</sup>5.3 软件中 SAR map 公司开发的 SAR Scape5.2.1 模块进行了预处理。预处理过程包括数据导入(生成单式复图像)、多视处理(方位和距离系数分别为 8 和 4,生成图像)、图像配准、通过  $3 \times 3$  窗口 Refined Lee 方法进行斑点噪声消除处理(这种斑点滤波方法可以在同一个区域内减少斑点效应的同时有效地保留极化信息)、地理编码及辐射定标等,处理流程见图 2。

根据于田绿洲的气候条件、地貌特征、土壤盐渍化程度、植被分布情况等不同条件,选择了 4~5 月、9~10 月进行野外调查,并在整个研究区内设置了 24 个地下水位观测井,在不同程度盐渍地分布的区域布置了 90 个采样点获取检验样本数据并研究不同盐渍化监测精度和效果。根据野外考察和研究区域的实际情况将研究区分为戈壁、植被、水体、中-轻度盐渍地、重度盐渍地等 5 种类型。

表 1 全极化 PALSAR-2 数据的主要参数

Table 1 Main parameters of fully polarimetric PALSAR-2 data

Parameter	Value
Observation date	2015/4/23
Map projection	UTM
Pixel spacing	12.5 m
Processing level	L1.1
Scene shift	0
Incident angle	$30.4^\circ$
Satellite altitude	628 km
Number of lines	22609
Number of pixels	8080
Decomposition	HH、HV、VH、VV
Processing method	Fine quad polarization
Product type	HBQ

### 3 研究方法

本文对 PALSAR-2 全极化数据利用 11 种极化分解方法进行极化分解,结合 Wishart 和 SVM 分类方法对研究区土地类型进行分类并提取盐渍化信息。

### 3.1 全极化 POLSAR 数据的目标极化分解方法

1970 年 Huynen<sup>[20]</sup> 第一次提出“目标信息分解”理论,即将散射体和噪声(非目标)的斯托克斯矩阵之和作为平均斯托克斯矩阵<sup>[21-22]</sup>。自 20 世纪 80 年代后期以来目标极化分解方法快速发展,逐渐形成了比较完整的目标极化分解理论<sup>[22]</sup>。在极化 SAR 数据分析中目标分解是一种重要方法,该方法将复杂散射过程分解为几种具有对应散射矩阵的单一散射分量<sup>[23]</sup>。现有的极化分解方法有基于固定目标的相干分解(泡利分解<sup>[23]</sup>、Krogager 分解<sup>[24]</sup>、Cameron 分解<sup>[25]</sup>)和基于分布目标的非相干分解(Huynen 分解<sup>[21]</sup>、Holm 分解<sup>[26]</sup>、Barnes 分解<sup>[27]</sup>、Yamaguchi 分解<sup>[28]</sup>、Freeman 分解<sup>[29]</sup>、Cloude 分解<sup>[30]</sup>、H/A/Alpha 分解<sup>[30]</sup>、VanZyl 分解<sup>[31]</sup>)两类。

泡利分解是最简单并被普遍使用的相干分解方法,具有较好的抗噪性,即使是在有噪声的情况下仍然可以分解<sup>[32]</sup>,通过  $2 \times 2$  的极化散射矩阵来表示目标极化散射特性。下标 h 和 v 表示一组天线收发极化状态,散射矩阵可表示为<sup>[13]</sup>:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} = \frac{a}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{b}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + \frac{c}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} + \frac{d}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中  $S_{hh}$ 、 $S_{vv}$  为同极化分量,  $S_{hv}$ 、 $S_{vh}$  为交叉极化分量;  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$  都是复数,分别为:

$$\begin{cases} a = \frac{S_{hh} + S_{vv}}{\sqrt{2}} \\ b = \frac{S_{hh} - S_{vv}}{\sqrt{2}} \\ c = \frac{S_{hv} + S_{vh}}{\sqrt{2}} \\ d = \frac{S_{hv} - S_{vh}}{\sqrt{2}} \end{cases}. \quad (2)$$

在散射矩阵对称(互易)情况下,即  $S_{hv} = S_{vh}$  时,在泡利矩阵基础上最后一个矩阵可以减少。从泡利分解中得到的散射参数跟 3 个基本的散射机制有关:  $a$  代表单个或奇数反弹散射,  $b$  代表双重或者偶数反弹散射,  $c$  表示卷积散射。从反向散射矩阵的 4 个极化通道接收的总功率被称为  $S_t$ <sup>[13]</sup>,可以表示为

$$S_t = |S_{hh}|^2 + 2|S_{hv}|^2 + |S_{vv}|^2 = |a|^2 + |b|^2 + |c|^2. \quad (3)$$

泡利分解后的散射矩阵可以代表全极化影像中所有的极化信息<sup>[32]</sup>,如图 1(b)所示。作为 POLSAR 图像的标准显示方式,泡利分解 RGB 彩色合成图在目视解译中经常使用。

目标的特征矢量是在泡利分解的基础上对散射矩阵进行矢量化而得到,其特征矢量为

$$\mathbf{K}_T = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv}, S_{hh} - S_{vv}, 2S_{hv}], \quad (4)$$

对应的  $3 \times 3$  目标相干矩阵  $\mathbf{T}_3$  为

$$\mathbf{T}_3 = \mathbf{K}_T \times \mathbf{K}_T^H = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{21} & T_{22} & T_{23} \\ T_{31} & T_{32} & T_{33} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} |S_{hh} + S_{vv}|^2 & (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* & 2(S_{hh} + S_{vv})S_{hv}^* \\ (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* & |S_{hh} - S_{vv}|^2 & 2(S_{hh} - S_{vv})S_{hv}^* \\ 2S_{hv}(S_{hh} + S_{vv})^* & 2S_{hv}(S_{hh} - S_{vv})^* & 4|S_{hv}|^2 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中  $*$  表示共轭,  $||$  表示复数的模。相干矩阵  $\mathbf{T}_3$  和协方差矩阵  $\mathbf{C}_3$  具有密切的关系,它们之间可以相互转换<sup>[22]</sup>,即

$$\mathbf{T} = \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{A}^{-1}, \quad (6)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{2} & 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & 0 & -\frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

虽然  $\mathbf{T}_3$  和  $\mathbf{C}_3$  包含着相同信息,但这些信息的表现形式不同<sup>[24]</sup>。除了泡利极化分解方法,为了更好地挖掘 PALSAR 数据的极化特征信息,计算相干矩阵  $\mathbf{T}_3$ 、散射矩阵  $\mathbf{S}_2$  和协方差矩阵  $\mathbf{C}_3$ ,提出了 Krogager 分解、Cameron 分解、Huynen 分解、Holml 分解、Barnes2 分解、Barnes3 分解、Yamaguchi4 分解、Yamaguchi3 分解、Freeman3 分解、Cloude 分解、Tauzi 分解等 11 种方法。

### 3.2 SVM 分类方法

获得较高的分类精度对 SAR 数据分类非常重要<sup>[34]</sup>。Wishart 分类方法是保持极化散射特性的最大似然监督分类方法,在大多数情况下能表现出更好的分类性能<sup>[33]</sup>。利用 POLSAR Pro 5.0.4 软件对研究区 PALSAR-2 数据进行极化分解,并选择相干矩阵  $\mathbf{T}_3$  的 6 个极化参数( $T_{11}, T_{12}, T_{13}, T_{22}, T_{23}, T_{33}$ )作为极化特征,通过实地考察和目视判读方法,并利用 Wishart 分类法将研究区分为戈壁、植被、水体、中轻度盐渍地、重度盐渍地等 5 种类型。然而,该方法在分类上仅靠经验,缺少有力的理论支撑,提取地物的散射特性时对于某一种分解方法仅从某一角度考虑,区分较为复杂的地物时很难得到理想的分类结果<sup>[35]</sup>。因此,提高分类精度并尽可能减少类别区域的人为划分对分类结果的影响非常重要。传统的统计分类方法因实际数据与理论模型的适配而无法达到理论上的最佳性能<sup>[35]</sup>。1995 年 Vapkin 最早提出了 SVM 技术,它是基于结构化的风险最小化原理的统计学习理论,比基于经验的风险最小化原理的神经网络在性能上有很大提高<sup>[36]</sup>。其基本原理是:在数据线性可分的情况下,寻找一个最优的分类超平面<sup>[37]</sup>,根据间隔最大化准则构造最优分类超平面进行分类,从而使得高维特征空间采用线性算法对样本的非线性特征进行线性分析。SVM 具有良好的泛化性能,是精度和稳定性较高的一种监督分类方法<sup>[38-39]</sup>。为了充分挖掘和提取 SAR 图像丰富的信息,更好地发挥极化 SAR 数据信息丰富的优点,引入 SVM 分类方法有效利用不同分解方法所得到的目标散射特征进行土地类型分类和盐渍地信息的提取。分类过程包括:选取训练样本、选定分类特征参数组合、进行分类处理、得到分类结果和相应的混淆矩阵。分类处理流程如图 3 所示。

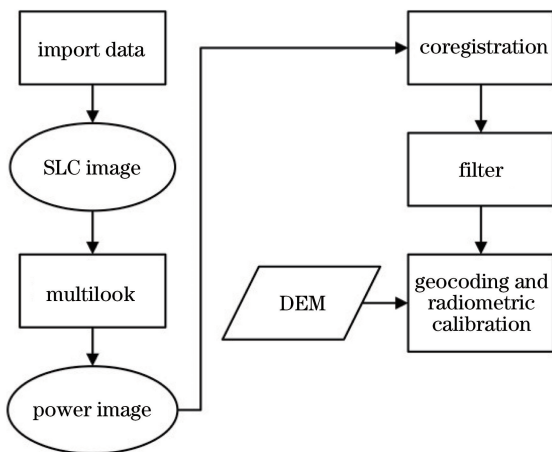


图 2 PALSAR-2 数据预处理流程

Fig. 2 Preprocessing flowchart of PALSAR-2 data

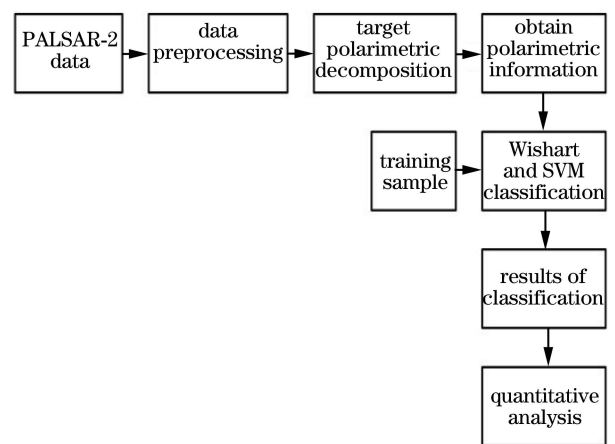


图 3 PALSAR-2 数据监督分类流程

Fig. 3 Supervised classification flowchart of PALSAR-2 data

## 4 结果与分析

### 4.1 全极化 PALSAR-2 数据极化分解

采用 POLSAR Pro5.0.4 软件对研究区的全极化 PALSAR-2 影像进行极化分解,提取特征参数采用 Wishart 分类和 SVM 分类等处理。首先利用全极化 PALSAR-2 数据计算相干矩阵  $\mathbf{T}_3$ 、散射矩阵  $\mathbf{S}_2$  和协方

差矩阵  $C_3$ , 然后通过 Boxcar 滤波  $3 \times 3$  窗口进行滤波处理<sup>[40]</sup>, 最后利用不同的极化分解方法将滤波后的图像进行极化分解, 并提取极化参数信息。为了简化物理信息的分析, 提取了雷达植被指数(RVI)、散射总功率  $S_T$ 、基座高度<sup>[41]</sup>等一些次要的共 51 个极化参数和极化分量, 表 2 为提取的极化参数, 其中极化分解的 RGB 彩色合成图如图 4 所示。

表 2 利用不同极化分解方法提取的 PALSAR-2 数据的极化特征参数和特征分量

Table 2 Polarization characteristic parameters and characteristic components of PALSAR-2 data extracted by different polarization decomposition methods

Feature	Description	Symbol	Number of parameter
Original features	Backscattering matrix	S	3
	Coherency matrix	T3	6
	Covariance matrix	C3	3
Decomposition features	Pauli	Pauli	3
	Freeman3	Free3	3
	Holm1	Hol1	3
	Barnes2	Bar2	3
	Huynen	Huy	3
	Cloude	Cloude	3
	Yamaguchi4	Yam4	4
	Krogager	Krog	3
	VanZyl3	VZ3	3
	H/A/Alpha	H/A/a	8
SAR discriminators	SPAN	SPAN	1
	Pedestal height	PH	1
	Radar vegetation index	RVI	1

#### 4.2 基于目标极化分解的 SAR 图像分类

分类特征的选取和分类器的使用是图像分类中的关键, 使用单一特征无法获得令人满意的分类效果<sup>[34]</sup>。本文将实地野外考察和 Landsat8 OLI 影像数据作为辅助参考光学遥感图像信息进行判读, 选取了比较理想的训练样本。用 Wishart 和 SVM 方法监督分类时, 均用同一组训练样本以便对两种分类方法结果进行定量和定性对比分析。

用 Wishart 分类方法对研究区土地类型进行分类时选用相干矩阵  $T_3$  作为分类特征信息。在此基础上为了充分挖掘和提取极化 SAR 图像中丰富的信息, 用 SVM 分类方法进行全极化 PALSAR-2 图像监督分类, 通过目视判读选用噪声较少的 11 种极化参数作为最佳分类特征信息。该极化参数分别为:  $T_{11}$ 、Pauli\_a、anisotropy\_lueneburg、asymmetry、entropy\_shannon、Neumannn\_delta\_pha、Freeman2\_Vol、TSVM\_psi、VZ3\_Odd、Yamaguchi4\_Y40\_Vol、Krogager\_kh。图 5 为两种方法分类结果。

#### 4.3 盐渍地信息提取与精度评价

从 Wishart 和 SVM 两种分类方法结果(图 5)可知, 研究区戈壁面积最大(包括沙漠和砾石地)、植被面积其次, 中-轻度盐渍地面积大于重度盐渍地。盐渍地主要分布在于田绿洲中部的交错带和西北部地区。绿洲内部和克里雅河流域出现条带形状的轻度盐渍地, 绿洲和沙漠之间的交错带呈现出片状形的中-轻度盐渍地和重度盐渍地, 是该研究区盐渍化现象较严重的地区。主要原因是: 北部海拔比南部相对低, 南部绿洲农业和人类活动区排放出的水在海拔较低的北部积累, 并导致地下水埋深升高, 加上本研究区域属于干旱地区, 温度和蒸发量高、降水量低, 从而导致土壤盐渍化。

为了验证两种分类模型的有效性和盐渍地信息提取精度, 通过混淆矩阵来计算出两种分类模型的分类精度。分类的总精度和 Kappa 系数分别从不同角度对两种分类算法的性能进行评估, 其值越大, 表明分类性能越好。具体精度评价见表 3 和表 4。

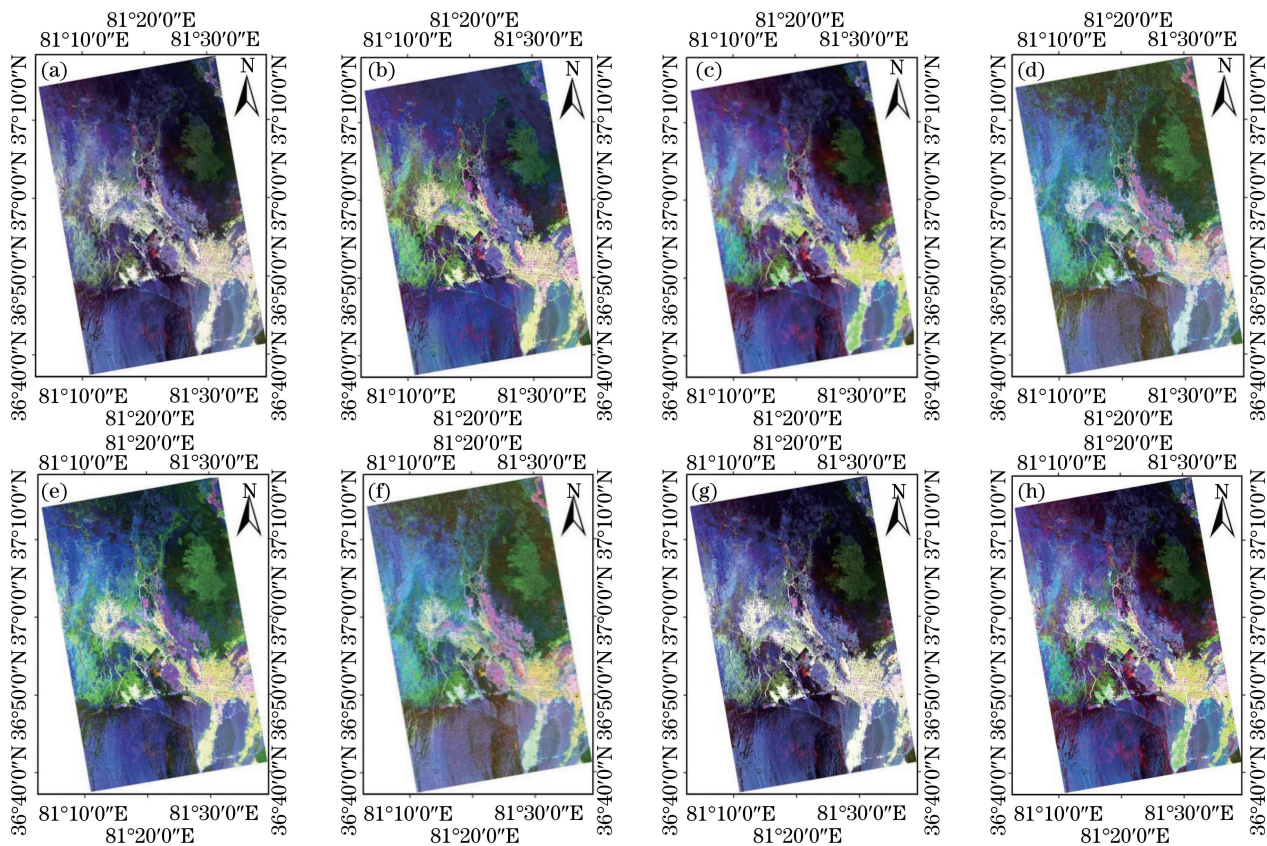


图 4 不同极化分解方法得到的 RGB 彩色合成图。(a)泡利分解;(b) Barnes2 分解;(c) Freeman3 分解;(d) Cloude 分解;  
(e) H/A/Alpha 分解;(f) Holm1 分解;(g) VanZyl3 分解;(h) Yamaguchi4 分解

Fig. 4 RGB composition images of different polarimetric decomposition methods. (a) Pauli decomposition;  
(b) Barnes2 decomposition; (c) Freeman3 decomposition; (d) Cloude decomposition; (e) H/A/Alpha decomposition;  
(f) Holm1 decomposition; (g) VanZyl3 decomposition; (h) Yamaguchi4 decomposition

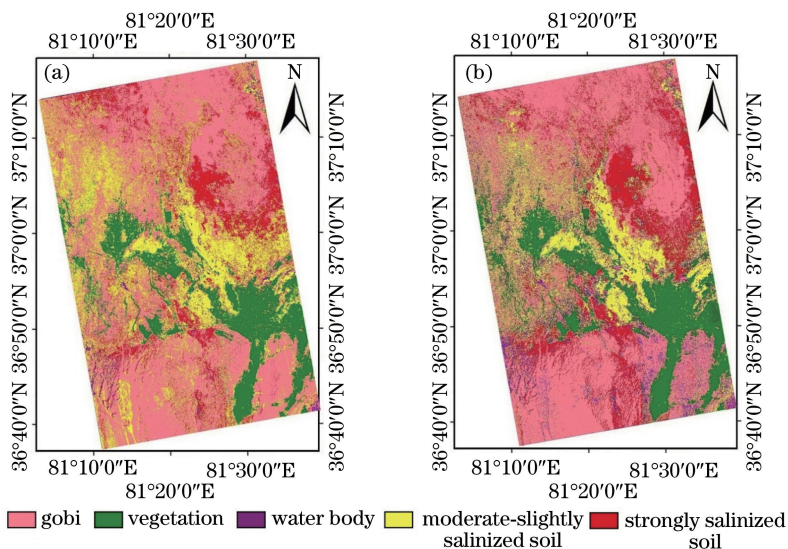


图 5 Wishart 分类和 SVM 分类结果。(a) Wishart 分类结果;(b) SVM 分类结果

Fig. 5 Wishart classification and SVM classification results. (a) Wishart classification result; (b) SVM classification result

表3 Wishart 分类法混淆矩阵和分类精度

Table 3 Classification confusion matrix and classification accuracy of Wishart classification

	Gobi	Vegetation	Water body	Moderate-slightly salinized soil	Strongly salinized soil	Producer's accuracy /%	User's accuracy /%
Gobi	65.25	0.28	1.38	5.92	17.21	65.25	94.23
Vegetation	0.07	95.57	0.00	0.99	0.00	95.57	99.22
Water body	3.13	2.26	77.24	5.50	1.30	77.24	46.86
Moderate-slightly salinized soil	18.31	1.88	4.14	87.59	12.34	87.59	66.85
Strongly salinized soil	13.25	0.00	17.24	0.00	69.16	69.16	54.75
Overall accuracy /%	80.48						
Kappa	0.73						

表4 SVM 分类法混淆矩阵和分类精度

Table 4 Classification confusion matrix and classification accuracy of SVM classification

	Gobi	Vegetation	Water body	Moderate-slightly salinized soil	Strongly salinized soil	Producer's accuracy /%	User's accuracy /%
Gobi	78.89	0.00	0.69	2.26	4.22	78.89	94.42
Vegetation	0.20	99.62	0.00	0.00	0.00	99.62	99.72
Water body	3.06	0.00	92.41	0.56	5.52	92.41	71.28
Moderate-slightly salinized soil	14.05	0.38	6.21	97.18	2.27	97.18	72.45
Strongly salinized soil	3.79	0.00	0.69	0.00	87.99	87.99	78.60
Overall accuracy /%	88.00%						
Kappa	0.83						

通过分类结果图和混淆矩阵的对比分析可知,训练样本相同的情况下,相比于 Wishart 监督分类,基于目标极化分解的 SVM 监督分类方法获得的分类效果更好。单独的相干矩阵作为分类特征参数不能充分挖掘 PALSAR 数据丰富的信息,不同的特征集对分类图具有显著的影响,验证了不同的目标极化分解信息作为分类特征参数的有效性<sup>[34]</sup>。

从表 3 和表 4 可以看出,SVM 分类方法的分类精度相比 Wishart 分类较高。分类的总精度从 80.48% 提高到 88.00%,Kappa 系数从 0.73 提高到 0.83,总精度提高了 7.52%,Kappa 系数提高了 0.10。较难分的水体、中-轻度盐渍地和重度盐渍地分类精度分别提高了 24.42%、5.6%、23.85%。从图 5 可以看出,两种分类方法中戈壁混分和错分成水体、中-轻度盐渍地和重度盐渍地的现象较严重,原因是戈壁面积光滑发生镜面反射,透射率和吸收率高,散射率低,从而后向散射系数低导致戈壁和水体、中-轻度盐渍地及重度盐渍地信息的混淆。可知,在充分利用 SAR 影像极化特征信息的情况下,土壤粗糙度和含水率会影响利用 ALOS PALSAR-2 卫星对土壤含盐量反演的结果,反演过程中应考虑粗糙度和含水率的影响。未用极化分解数据,单独用相干矩阵的 Wishart 分类精度较低,尤其是针对水体、中-轻度盐渍地和重度盐渍地信息的检测效果差,原因可能是没有充分利用全极化 PALSAR-2 数据丰富的极化信息,导致数据的冗余。通过实验结果对比和分析可知选择不同的极化特征参数作为分类特征信息得到的分类结果不同,不同的目标极化分解方法反映的地物特征不同,在一定程度上体现出不同目标之间的差异,有利于不同地物类型的区分。基于目标极化分解的 SVM 分类方法能够有效综合不同特征所提供的信息。本文多次选择不同的极化特征参数进行分类,结果表明选择  $T_{11}$ 、Pauli\_a、anisotropy\_lueneburg、asymmetry、entropy\_shannon、Neumannn\_delta\_phi、Freeman2\_Vol、TSVM\_psi、VZ3\_Odd、Yamaguchi4\_Y40\_Vol、Krogager\_kh 时分类效果较好。

综上,综合利用 SVM 分类器和不同分解方法所提取的特征来分类,能有效结合不同特征的互补信息,分类精度比仅利用单类分解所得特征的方法更高。



## 5 结 论

本文在目标分解的基础上利用 SVM 分类方法对研究区域全极化合成孔径雷达数据进行分类并提取盐渍地信息。通过对 SVM 和 Wishart 分类结果进行定性和定量对比分析可知:用不同的极化参数组合作为特征信息时得到的分类效果不同,利用  $T_{11}$ 、Pauli\_a、anisotropy\_lueneburg、asymmetry、entropy\_shannon、Neumannn\_delta\_pha、Freeman2\_Vol、TSVM\_psi、VZ3\_Odd、Yamaguchi4\_Y40\_Vol、Krogager\_kh 等 11 种极化参数组合作为特征信息得到较理想的分类效果;在相同训练样本的情况下,基于目标极化分解的 SVM 监督分类方法能够更好地获取丰富的地物信息,相比于 Wishart 分类方法,总精度提高了 7.52%, Kappa 系数提高了 0.10,较难分的中-轻度盐渍地和重度盐渍地分类精度分别提高了 5.6%、23.85%,验证了目标极化分解信息用作分类特征的有效性。然而 SVM 分类方法将水体误分成戈壁、中轻度盐渍地和重度盐渍地的现象比较严重,水体的分类结果并没有提高,原因可能是水体表面光滑,而且全极化合成孔径雷达具有较强的投射能力导致散射的雷达波较弱。结果表明单独的相干分解不能充分挖掘极化 SAR 图像中包含的丰富信息,将目标极化分解参数用于特征信息分类处理可以实现较好的效果。利用全极化 PALSAR-2 数据,采用目标极化分解方法及 SVM 监督分类方法对提取盐渍化信息、监测干旱区土壤盐渍化程度具有一定的研究意义。

## 参 考 文 献

- [1] Gulnar Halik. The soil salinity effects on the growth of phragmitesaustralis in Yutian Oasis[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2012: 3-8.  
古丽娜尔·哈里别克. 于田绿洲土壤盐分对芦苇生长的影响研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2012: 3-8.
- [2] Yang Hongmei, Xu Hailiang, Fan Zili, *et al.* Spatial variability and pattern of surface soil salinity in the lower reaches of the Tarim river[J]. Journal of Desert Research, 2010, 30(3): 564-570.  
杨红梅, 徐海量, 樊自立, 等. 塔里木河下游表层土壤盐分空间变异和格局分析[J]. 中国沙漠, 2010, 30(3): 564-570.
- [3] Wang Yan, Zhao Xueyong, Zhao Halin, *et al.* Effects of salinization on soil physicochemical characteristics and agronomic traits in arid oasis[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2013, 31(3): 184-193.  
王 燕, 赵学勇, 赵哈林, 等. 干旱绿洲农田盐渍化对土壤理化特性和农艺特征的影响[J]. 干旱地区农业研究, 2013, 31(3): 184-193.
- [4] Ilyas Nurmemet, Tashpolat Tiyp, Shu Ning, *et al.* Remote sensing monitoring of soil salinization based on fusion and classification of radarsat and TM image[J]. Science of Surveying and Mappin, 2009, 34(1): 56-59.  
依力亚斯江·努尔麦麦提, 塔西甫拉提·特依拜, 舒宁, 等. 基于 Radarsat 和 TM 图像融合与分类的土壤盐渍化信息遥感监测研究[J]. 测绘科学, 2009, 34(1): 56-59.
- [5] Hu Xiaowei. Study of relationship between the soil-salinization and the change of groundwater environment in Yutian Oasis[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2008: 1-8.  
胡小韦. 于田绿洲土壤盐渍化与地下水环境变化的关系研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2008: 1-8.
- [6] Lu Yunhai. The research for spatial distribution rules of the soil salt of typical area in Yutian Oasis[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2009: 2-6.  
吕云海. 于田绿洲典型区域土壤盐分空间分异规律研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2009: 2-6.
- [7] Wang Hong. Spatio-temporal variability of soil salinity in the Yellow River Delta[D]. Nanjing: Nanjing University, 2005: 5-10.  
王 红. 黄河三角洲土壤盐分时空变异研究[D]. 南京: 南京大学, 2005: 5-10.
- [8] Ding Jianli, Yao Yuan, Wang Fei. Detecting soil salinization in arid regions using spectral feature space derived from remote sensing data[J]. Acta Ecological Sinica, 2014, 34(16): 4620-4631.  
丁建丽, 姚 远, 王 飞. 干旱区土壤盐渍化特征空间建模[J]. 生态学报, 2014, 34(16): 4620-4631.
- [9] Liu Liren. Synthetic aperture imaging radar (IV): unified operation mode and two-dimensional data collection equation [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(1): 1-6.  
刘立人. 合成孔径激光成像雷达(IV): 统一工作模式和二维数据收集方程[J]. 光学学报, 2009, 29(1): 1-6.

- [10] Bindlish R, Barros A P. Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(1): 130-137.
- [11] Lonnqvist A, Rauste Y, Molinier M, *et al.* Polarimetric SAR data in land cover mapping in Boreal zone[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(10): 3652-3662.
- [12] Nurmemei I, Ghulam A, Tiyip T, *et al.* Monitoring soil salinization in Keriya river basin, northwestern China using passive reflective and active microwave remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(7): 8803-8829.
- [13] Qi Z, Yeh G O, Li X, *et al.* A novel algorithm for land use and land cover classification using RADARSAT-2 polarimetric SAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 21-39.
- [14] Deng L, Yan Y, Wang C. Improved POLSAR image classification by the use of multi-feature combination[J]. Remote Sensing, 2015, 7(4): 4157-4177.
- [15] Rignot E, Chellappa R. Segmentation of polarimetric synthetic aperture radar data[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(3): 281-300.
- [16] Song Yu, Tashpolat Tiyip, Wu Xuemei, *et al.* Analysis of seasonal variation of topsoil salinization in Yutian Oasis[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2014(6): 171-175.  
宋 玉, 塔西甫拉提·特依拜, 吴雪梅, 等. 于田绿洲不同季节表层土壤盐渍化程度的空间变异特征[J]. 干旱地区农业研究, 2014(6): 171-175.
- [17] Hu Jianan, Tashpolat Tiyip, Zhang Fei, *et al.* The remote sensing monitoring of land use /cover change and land surface temperature responses over the Yutian Oasis, Xinjiang[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2015, 37(3): 658-667.  
胡佳楠, 塔西甫拉提·特依拜, 张 飞, 等. 新疆于田绿洲地表温度对土地利用/覆被的响应监测[J]. 冰川冻土, 2015, 37(3): 658-667.
- [18] Rosenqvist A, Shimada M, Suzuki S, *et al.* Operational performance of the ALOS global systematic acquisition strategy and observation plans for ALOS-2 PALSAR-2[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 155(4): 3-12.
- [19] Natsuaki R, Nagai H, Motohka T, *et al.* SAR interferometry using ALOS-2 PALSAR-2 data for the MW7.8 Gorkha, Nepal earthquake[J]. Earth Planets & Space, 2016, 68(1): 1-13.
- [20] Huynen J R. Phenomenological theory of Radar targets[J]. Electromagnetic Scattering, 1978: 653-712.
- [21] Chen Jingsong, Shao Yun, Li Zhen. Neural networks classification of quad-polarization SAR data based on target decomposition[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(5): 552-556.  
陈劲松, 邵 芸, 李 震. 基于目标分解理论的全极化 SAR 图像神经网络分类方法[J]. 中国图像图形学报, 2004, 9(5): 552-556.
- [22] Zhang Jichao, Lin Layue, Zhang Yonghong, *et al.* Object-oriented classification of PolSAR imagery based on target decomposition and decision tree algorithms[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2013, 32(5): 642-647.  
张继超, 蔺腊月, 张永红, 等. 基于目标分解的面向对象决策树 PolSAR 影像分类[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2013, 32(5): 642-647.
- [23] Cloude S R. Group theory and polarization algebra[J]. Optic, 1986, 75(1): 26-36.
- [24] Krogager E. New decomposition of the radar target scattering matrix[J]. Electronics Letters, 1990, 26(18): 1525-1527.
- [25] Cameron W L, Leung L K. Feature motivated polarization scattering matrix decomposition[C]. IEEE International Radar Conference, 1990: 549-557.
- [26] Holm W A, Barnes R M. On radar polarization mixed target state decomposition techniques[C]. IEEE National Radar Conference, 1988: 249-254.
- [27] Bombrun L, Vasile G, Gay M, *et al.* Roll invariant target detection based on PolSAR clutter models[J]. IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2010, 38(5): 2511-2514.
- [28] Yamaguchi Y, Yajima Y, Yamada H. A four-component decomposition of POLSAR images based on the coherency matrix[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2006, 3(3): 292-296.
- [29] Freeman A, Durden S L. Three-component scattering model to describe polarimetric SAR data[C]. SPIE, 1993, 1748: 213-224.

- [30] Pottier E, Lee J S. Application of the «H/A/ $\alpha$ » polarimetric decomposition theorem for unsupervised classification of fully polarimetric SAR data based on the Wishart distribution[C]. Proceedings of CEOS SAR workshop, 2000, 450: 335-340.
- [31] Van Zyl J, Burnette C F. Bayesian classification of polarimetric SAR images using adaptive a priori probabilities[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(5): 835-840.
- [32] Dipanwita H, Anup D, Shiv M, *et al.* Assessment of L-band SAR data at different polarization combinations for crop and other land use classification[J]. Progress in Electromagnetics Research B, 2012, 36(36): 303-321.
- [33] Lee J S, Grunes M R, Kwok R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(15): 2299-2311.
- [34] Zhang Xiang, Deng Kazhong, Fan Hongdong, *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]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 295-298.
- [35] Zhou Xiaoguang. Polarimetric SAR image classification[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008: 2-10.  
周晓光. 极化 SAR 图像分类方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008: 2-10.
- [36] Wu Yiquan, Zhou Yang, Long Yunlin. Small target detection in hyperspectral remote sensing image based on adaptive parameter SVM[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(9): 0928001.  
吴一全, 周 杨, 龙云淋. 基于自适应参数支持向量机的高光谱遥感图像小目标检测[J]. 光学学报, 2015, 35(9): 0928001.
- [37] Liu Nannan, Xu Shuyan, Hu Jun, *et al.* Hyper accuracy star location algorithm based on nonsubsampling contourlet transform and mapped least squares support vector machine[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(5): 0512001.  
刘南南, 徐抒岩, 胡 君, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换和映射最小二乘支持向量机的高精度星点定位方法[J]. 光学学报, 2013, 33(5): 0512001.
- [38] Chen Zhifen. Research of land cover classification SVM based remote sensing data[D]. Wuhan: Geosciences University of China, 2009: 5-18.  
陈芝芬. 基于 SVM 的遥感数据土地覆盖分类研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2009: 5-18.
- [39] Zhao Yibo, Qin Xianxiang, Zou Huanxin. Classification of polarimetric SAR image based on target decomposition and SVM[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2013, 34(2): 50-56.  
赵一博, 秦先祥, 邹焕新. 基于目标分解和 SVM 的极化 SAR 图像分类方法[J]. 航天返回与遥感, 2013, 34(2): 50-56.
- [40] Ilyas Nurmemet, Tashpolat Tiyp, Ding Jianli, *et al.* Monitoring soil salinization in arid area using PolSAR data and polarimetric decomposition method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015(23): 145-153.  
依力亚斯江·努尔麦麦提, 塔西甫拉提·特依拜, 丁建丽, 等. 基于多种极化分解方法和全极化合成孔径雷达数据的干旱区盐渍化监测[J]. 农业工程学报, 2015(23): 145-153.
- [41] Touzi R, Goze S, Toan T L, *et al.* Polarimetric discriminators for SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1992, 30(5): 973-980.