

引用格式:Tian Xin, Chen Erxue, Li Zengyuan, *et al.* Rice/Dry-land Crop Discrimination Using Multi-polarization Satellite SAR Data——A Case Study in Hai'an County of Jiangsu Province[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(3): 406-412. [田昕, 陈尔学, 李增元, 等. 基于多极化星载 SAR 数据的水稻/旱田识别——以江苏省海安县为例[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(3): 406-412.]

# 基于多极化星载 SAR 数据的水稻/旱田识别

## ——以江苏省海安县为例

田 昕<sup>1</sup>, 陈尔学<sup>1</sup>, 李增元<sup>1</sup>, 凌飞龙<sup>2</sup>, 白黎娜<sup>1</sup>, 王琤瑜<sup>1</sup>

(1. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091;

2. 福州大学空间信息工程研究中心, 福建 福州 350002)

**摘要:**合成孔径雷达(SAR)数据对于南方多云多雨天气的地表农作物类型的探测具有独特的优势。以江苏省海安县为例, 基于多极化 SAR 数据, 包括双极化 ALOS PALSAR 以及全极化 Radarsat-2 数据, 采用面向对象的方法, 针对当地水稻/旱田进行识别。针对双极化 SAR 数据, 利用了其强度信息进行分类识别; 而基于全极化数据, 除强度信息外, 还利用了其 SAR 信号统计分布概率进行分类规则建立。结果表明: L 波段的 ALOS PALSAR 在识别旱地的桑树方面具有很大的优势, 而基于两种分类方法的 C 波段 Radarsat-2 数据识别水稻的精度分别为 85% 和 75%, 略低于 ALOS PALSAR 的识别结果(87.5%)。

**关 键 词:**多极化 SAR; 面向对象; SAR 强度信息; SAR 统计分布

**中图分类号:** TP 79      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1004-0323(2012)03-0406-07

## 1 引 言

水稻是我国最主要的粮食作物, 居全国三大粮食作物之首, 其种植范围分布较广。近年来, 我国水稻生产逐步向长江中下游和黑龙江水稻产区集中, 但目前绝大多数仍分布在秦岭、淮河以南<sup>[1]</sup>, 这些地区阴雨天气频繁。而合成孔径雷达(SAR)能全天时、全天候地获取数据。在我国南方多云多雨地区, 遥感数据获取的时相及重访周期对于农作物识别以及监测至关重要, SAR 数据的优势得以凸显。并且 SAR 具有一定的穿透性, 能在一定程度上穿透植被冠层(决定于植被冠层高度及 SAR 电磁波波长), 在植被冠层和地面/水面之间形成双向散射, 即 SAR 后向散射主要来自于植株体与地表/水面的相互作用, 因此对于识别水稻和旱田具有很大的潜力。结

合当地农作物物候信息, 获取到的多时相、多波段、多极化 SAR 数据已经被有效地利用到农作物种类识别和生长状态监测的应用中<sup>[2]</sup>。

近年来, 机、星载 SAR 及其应用技术有了飞速发展, 尤其是自 20 世纪 90 年代以来, 欧洲空间局发射 ERS-1/2 卫星至今, 出现了多源多极化的星载 SAR 数据, 包括 ERS1-1/2、Radarsat-1、JERS、Env- isat ASAR、ALOS PALSAR、TerraSAR-X、Radar- sat-2 等, 这些数据对于农作物的识别及监测应用起到了较大的推动作用, 已成为光学遥感数据的有力替代产品。基于 SAR 数据的水稻识别研究报道始于 1989 年<sup>[3]</sup>, 该研究通过分析多时相 X 波段 SAR 数据中典型地物的后向散射特征, 发现水稻的后向散射系数随时相的变化较大, 与其他地物的散射特征差异较大, 故可根据水稻的这种物候信息在 SAR

收稿日期: 2011-08-05; 修订日期: 2011-10-08

基金项目: 国家 863 计划项目(2006AA120101)资助。

作者简介: 田 昕(1979—), 男, 贵州天柱人, 副研究员, 主要从事 SAR 分类研究。E-mail: tianxin@caf. ac. cn。

通讯作者: 陈尔学(1968—), 男, 山东成武人, 研究员, 主要从事 SAR 定量参数反演研究。E-mail: chenerx@caf. ac. cn。

影像中的独特表现将其与其他作物加以区分。Toan 等<sup>[4]</sup>进一步利用 C 波段 ERS-1 SAR 数据,证实了基于 SAR 数据监测水稻的可靠性。

在国内,较早的研究见于 Shao 等<sup>[6]</sup>,该研究利用多时相的 Radarsat 数据,以广东肇庆地区为试验区,对早、中、晚稻分布进行了制图。杨沈斌等<sup>[6]</sup>采用多时相 Envisat ASAR 宽模式 VV 极化数据,通过分析和比较稻田与其他地物的 VV 极化后向散射时域变化特征,选择合适的阈值和条件,利用阈值分类算法提取了江苏省中北部地区的稻田分布信息的水稻种植分布,精度超过 70%。谭炳香等<sup>[7]</sup>在江苏试验区,以单时相双极化 ASAR 数据分析了其在水稻制图中的可靠性,同样采用阈值分类算法,精度在 80%左右。然而阈值分类方法均属统计判断的经验法,在不同地域不同地区存在差异。

C 波段 SAR 图像水稻制图一种常用的方法是利用水稻后向散射的时相变化特征进行分类,不同生长阶段水稻对雷达波后向散射的物理机制是这种分类方法的基础。针对 L 波段 SAR 数据,Ouchi 等<sup>[8]</sup>基于 JERS-1(HH 极化)的研究,得出 L 波段 SAR 数据不适合水稻监测应用的结论。ALOS PALSAR 是 JERS-1 SAR 的延续,相同工作在 L 波段,并具有更多的新特点,如多极化成像。本文利用全极化 C 波段 SAR 数据的强度信息、SAR 信号统计分布以及 L 波段 ALOS PALSAR 数据进行水稻/旱地识别应用研究,国内外相关研究较少。

## 2 研究区概况及数据

江苏海安县城地理坐标位于 32°32′~32°43′N, 120°12′~120°53′E 之间。年平均气温 14.5℃,1 月最冷,平均 1.7℃,7~8 月最热,平均 27℃。年均降水 1 025 mm,79%的年份在 800 mm 以上。气候温和,雨水充沛,是江苏省重要的水稻生产基地。一年双季作物,一季是冬小麦或油菜,第二季作物中,90%种植水稻,每年 6 月初开始插秧,10 月中旬收割完毕,生育期在 135 d 左右。在该研究区水稻耕作方式包括传统人工插秧、抛秧和现代化的机械插秧。在水稻生长期,桑园是该地区另外一种主导性的农作物覆盖类型。在 2008 年获取了位于海安县内同一轨道、同一图幅号共 6 个时相的 PALSAR 双极化模式数据以及全极化 Radarsat-2 数据 3 景(2008 年 8 月 15 日、9 月 5 日、9 月 29 日),以及用于几何校正处理的江苏省海安县全覆盖的地形图。另外针对面向对象的分类识别,考虑到近年当地地

块信息没有较大变化,以 2004 年 SPOT 5 影像作为本底,进行人工目视判读勾绘地块,为面向对象的分类提供矢量地块信息。

水稻在生长周期内有 5 个主要生长期:插秧期、秧苗生长期、分蘖期、抽穗期和成熟期。其中 6 月 30 日、8 月 15 日和 9 月 30 日获取的数据分别处于生长期、抽穗期和成熟期内。同时获取了 3 景水稻生长期内的 TerraSAR-X 数据(3 m 分辨率,HH/VV 极化)和一景 10 m 分辨率的 ALOS AVNIR-2 多光谱数据(10 m 分辨率),这些高分辨率数据将结合野外考察的 GPS 测量数据用作分类结果验证。2008 年 7 月、9 月和 10 月分别进行了 3 次农作物实地状况调查,规划了 10 km×10 km 重点观测区(即 Radarsat-2 全极化数据覆盖区域)。选择这 3 个时段进行野外调查,是配合星载 SAR 数据的获取时间(ALOS、Radarsat-2 卫星过境)做同步/准同步地面观测。实地考察了农田、桑园、玉米、菜地等农作物类型及分布,观测各种作物长势,并以 GPS 进行定位,构建用于发展、改进和验证农作物识别和面积测算模型所需的地面实况数据。

## 3 数据预处理

在我国南方地区地块破碎,利用面向对象的方法进行分类还能有效地消除基于像元分类带来的细小图斑对分类精度的影响。此外,面向对象的方法对高分辨率图像的分析十分有效,随着 SAR 图像分辨率不断提高,这种方法的应用将更加广泛。

### 3.1 ALOS PALSAR 双极化数据

本文所获取的 ALOS PALSAR 双极化数据产品为单视复型数据,所采用预处理包括数据导入、辐射定标、多视化处理(1×5 视)、多时相影像间的相互配准、多时相滤波<sup>[9-10]</sup>、空间滤波(Lee 滤波)以及几何校正,最后采样到 15 m 分辨率。

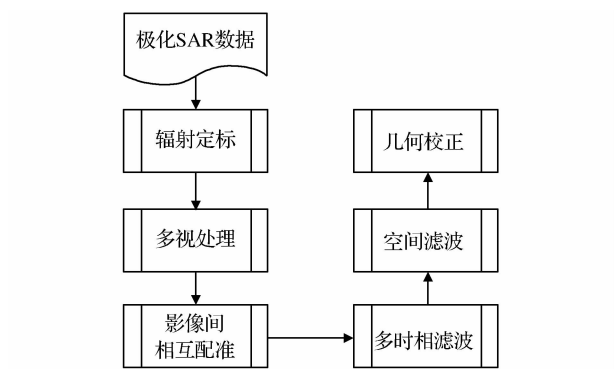


图 1 ALOS PALSAR 数据预处理流程图

Fig. 1 Flowchart of pre-processing ALOS PALSAR data

从本文预处理后的试验区 ALOS PALSAR 图像上观察到:在 HH 极化,水稻田的后向散射系数动态范围很大,某些水稻区域的后向散射系数甚至远远高于其他所有地类。产生这种“异常”现象的原因主要在于特定的水稻种植行间距引起的雷达波的相干干涉,即布拉格共振<sup>[8,11]</sup>。在 L 波段 SAR 中,水稻田产生布拉格共振现象需要具备两个条件:①水稻田的几何结构,即水稻种植的方向和行间距满足一定的几何条件;②恒定的相位差,特定的散射机制使得相邻散射体之间具有恒定的相位差。为避免这种现象对分类识别造成误差,本文仅用上述的多时相 ALOS PALSAR HV 极化数据进行了分类识别。由于 ALOS PALSAR 无论在分辨率,频率以及及时相上较其他 SAR 数据均更适合海安当地的作物识别,因此本研究根据试验区情况,对 10 种地类加以识别,包括:城镇、村落、混合旱地(即玉米与大棚、菜地等混种地)、旱地、玉米、水稻、池塘、裸地(工业用地或暂时休耕地)、大棚、桑园。

### 3.2 Radarsat-2 全极化数据

#### 3.2.1 基于全极化 SAR 强度

若能将大量传统的光学遥感图像处理方法应用于极化 SAR 数据的处理和分类,将极大地提高极化 SAR 的应用水平。很多光学遥感图像处理方法(如图像分割和分类)都是基于数据服从高斯分布的假设,极化 SAR 数据的统计分布并不与之相同,限制了这些方法在 SAR 遥感领域的应用。SAR 图像的斑点噪声严重影响了图像质量,在进行分类前必须对其进行处理。除了从信号重建的角度设计滤波器进行斑点噪声抑制之外,利用图像分割技术面向图像对象分析 SAR 图像同样能达到消除斑点噪声的效果。

本节介绍采用将全极化协方差矩阵进行转换,

$$C = \frac{1}{4\pi} \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{hh}^0} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{hv}^0} & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{\sigma_{vv}^0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho_{hhhv} & \rho_{hhvv} \\ \rho_{hhhv}^* & 1 & \rho_{hvvv} \\ \rho_{hhvv}^* & \rho_{hvvv}^* & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{hh}^0} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{hv}^0} & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{\sigma_{vv}^0} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: $\sigma$ 表示后向散射系数, $\rho$ 表示复相关系数。这些值与物理意义密切相关,因此被认为是一种较好的表达方法。

这样,全极化数据就可以用两种类型的参数表示,即后向散射强度和复相关系数。通过 K-S 检验表明:强度量服从指数正态分布;同极化(HH 和 VV)之间的相位差服从圆高斯分布,同极化之间的相关

然后基于强度信息进行面向对象分类的处理流程。首先,将用复数形式表达的协方差矩阵元素转换成服从高斯统计分布的 9 个强度量。其次生成图像对象。对象生成的方式可以基于强度图像进行图像分割,也可以利用地块矢量数据获取。最后开展面向对象分类。

#### (1) 极化基转换

极化雷达用 4 种极化方式测量介质的复散射矩阵,以水平和垂直线性极化基表示散射矩阵为:

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $S_{HH}$ 表示水平极化发射、垂直极化接收的散射部分,另外 3 部分命名类似。由后向散射互易性,令  $S_{HV} = S_{VH}$ ,则极化散射信息可以表示为一个复矢量:

$$h = [S_{HH} \quad \sqrt{2}S_{HV} \quad S_{VV}]^T \quad (2)$$

其中: $T$ 表示矩阵转置。 $S_{HV}$ 前的 $\sqrt{2}$ 是为了确保总功率计算的一致性。由此,可以计算出复极化协方差矩阵:

$$C = hh^*{}^T = \begin{bmatrix} |S_{HH}|^2 & \sqrt{2}S_{HH}S_{HV}^* & S_{HH}S_{VV}^* \\ \sqrt{2}S_{HV}S_{HH}^* & 2|S_{HV}|^2 & \sqrt{2}S_{HV}S_{VV}^* \\ S_{VV}S_{HH}^* & \sqrt{2}S_{VV}S_{HV}^* & |S_{VV}|^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中:上标 \* 表示复数共轭, $T$ 表示转置。该矩阵是单视的,需经多视化处理得到真正的  $C$  矩阵,用  $C'$  表示:

$$C' = \begin{bmatrix} \langle S_{hh}S_{hh}^* \rangle & \langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle & \langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle \\ \langle S_{hv}S_{hh}^* \rangle & \langle S_{hv}S_{hv}^* \rangle & \langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle \\ \langle S_{vv}S_{hh}^* \rangle & \langle S_{vv}S_{hv}^* \rangle & \langle S_{vv}S_{vv}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (4)$$

另外一种全极化 SAR 信息表示方法用 3 个强度量、3 个极化相位差和 3 个相关系数幅度值表示,如式(5):

系数幅度服从 Beta 分布。用不同统计分布的参数共同来表示全极化数据的信息给数据处理和信息提取带来了不便。若能将参数用服从同一分布的参数形式表示,尤其是用服从高斯分布的参数描述,将使得大量成熟的非极化遥感数据处理方法(如光学遥感图像分割和分类算法)能被用于极化 SAR 数据的处理。

$\langle S_{hh}S_{hh}^* \rangle$

$\langle S_{vv}S_{vv}^* \rangle$

$\langle S_{hv}S_{hv}^* \rangle$

$\text{Re}[\langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{Re}[\langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle]$

$\text{Re}[\langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle]$

$=B$

$\sigma_{hh}^0$

$\sigma_{vv}^0$

$\sigma_{+45}^0$

$\sigma_{-45}^0$

$\sigma_{ll}^0$

$\sigma_{rr}^0$

$\sigma_{h+45}^0$

$\sigma_{hl}^0$

$\sigma_{+45l}^0$

(6)

为了统一极化数据表示参数的统计分布形式, Hoekman 等<sup>[12]</sup>提出了一种把复数协方差矩阵元素转换成只用强度量表示的极化转化方法。复协方差矩阵 C 的信息可以用其包含的上三角矩阵 3 个实数元素和 3 个复数的相关项表示, 每个复数项各用一个实部和一个虚部表述, 因此 9 个量就可以完全表示协方差矩阵的信息。这 9 个量可以通过极化基变换, 转换成 9 个后向散射强度量, 如式(5)。该方

法表明:通过 9 个独立的单极化雷达系统仅仅测量目标后向散射回波强度可以完整地描述全极化雷达目标的属性。通过矩阵运算, 可以计算出本研究的转换矩阵 A, 如式(6)。

式(7)中下标代表 3 种通用极化基的接收和发射极化方式: 水平(h)、垂直(v)、左圆(l)、右圆(r)、45° 线性(+ 或 +45)、-45° 线性(- 或 -45)。

$\sigma_{hh}^0$

$\sigma_{vv}^0$

$\sigma_{+45}^0$

$\sigma_{-45}^0$

$\sigma_{ll}^0$

$\sigma_{rr}^0$

$\sigma_{h+45}^0$

$\sigma_{hl}^0$

$\sigma_{+45l}^0$

$=B^{-1}$

$\langle S_{hh}S_{hh}^* \rangle$

$\langle S_{vv}S_{vv}^* \rangle$

$\langle S_{hv}S_{hv}^* \rangle$

$\text{Re}[\langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{Re}[\langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle]$

$\text{Re}[\langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle]$

$=A$

$\langle S_{hh}S_{hh}^* \rangle$

$\langle S_{vv}S_{vv}^* \rangle$

$\langle S_{hv}S_{hv}^* \rangle$

$\text{Re}[\langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{Re}[\langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle]$

$\text{Re}[\langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle]$

$\text{IM}[\langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle]$

(7)

其中:

$A = \frac{1}{4\pi} \times \left\{ \begin{array}{cccccccccc} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{4} & -\frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{3}{4} & -\frac{1}{4} & \frac{3}{4} & -\frac{1}{4} & 0 & 0 & -2 \\ -\frac{3}{8} & \frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & 1 & 0 & 0 \\ \frac{3}{8} & -\frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & 0 & -1 & 0 \\ \frac{3}{8} & -\frac{1}{8} & \frac{5}{8} & -\frac{3}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & -1 & 0 & 0 \\ -\frac{3}{8} & \frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{5}{8} & \frac{3}{8} & 0 & 1 & 0 \end{array} \right\}$

(8)

经以上处理,得到 9 个后向散射强度图像,相当于光学遥感图像的 9 个波段。因进行了多视化处理,图像噪声得到有效去除,统计分布假设近似符合高斯分布,可按常规光学遥感图像分类法进行处理。

(2) 预处理流程

预处理流程如图 2 所示。自全极化 SAR 数据导入到将其转换为 9 个强度影像,得到的 9 个强度影像包含了[S]矩阵的所有信息,可用于分类处理。为了监督分类获取训练样区的方便,需要将这 9 个强度影像进行正射校正处理。对正射校正后的强度影像可采用各种分类器进行分类。本文采取了基于 SPOT5 勾绘的地块信息作为面向对象分类的对象。

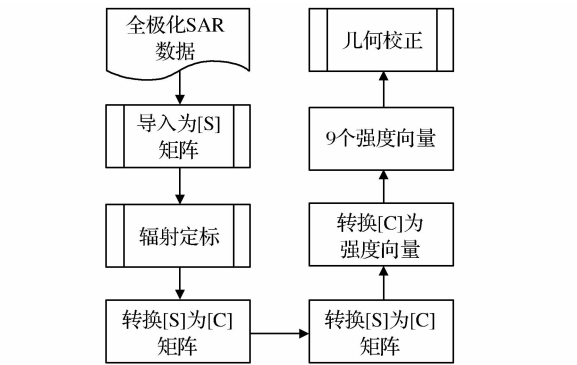


图 2 基于极化 SAR 强度面向对象分类预处理流程图  
Fig. 2 Flowchart of pre-process for the object-based classification on the basis of polarimetric SAR intensity

3.2.2 基于极化 SAR 信号统计分布

若严格按照不同 SAR 数据信号的概率分布模型构建分类识别算法,通常要求在斜距—地距影像坐标空间中进行分类,尽量避免几何处理。这为监督分类算法的实现带来了困难,因为地面实况数据是位于地理坐标空间的,不对 SAR 影像进行几何/正射校正处理,因此很难确定训练样地。

该分类方法的数据处理和分类过程如图 3 所示。

(1)数据输入

- ①位于地理坐标空间的地块数据(FOBJ)。
- ②位于影像坐标空间的 SAR 影像(分别做精校正处理,保存相应的精校正模型参数)。

(2)处理流程

①对每幅 SAR 影像,分别正射校正处理,保存间接法重采样查找表:  $(I, J) = \text{LUT}_n(\text{LAT}, \text{LONG}, H)$ 。这样建立了每幅 SAR 影像坐标空间到地理坐标空间的查找表  $\text{LUT}_n, n = 1, 2, \dots, N$ , 假设有  $N$  幅 SAR 影像。

②将 FOBJ(矢量)每个多边形分别按照每幅 SAR 影像对应的  $\text{LUT}_n$ , 转换到相应的 SAR 影像坐标空间。作为训练样地、检验样地的多边形在影像坐标空间的位置即可确定。

③按多边形提取训练样本、精度检验样本,构建基于  $[T]$  或  $[C]$  统计分布假设的分类器。

④利用分类器进行分类处理,自地理坐标空间每个待分类多边形开始,通过  $\text{LUT}_n$  寻找在对应 SAR 影像上的特征值,作为属性信息存贮到地理坐标空间的每个地块上,遍历地理坐标空间的每个多边形进行分类处理。

(3)分类规则

针对全极化数据,分类距离函数表示为:

$$d_3 = \ln |C_m| + T_r(C_m^{-1}Z) \tag{7}$$

其中:  $C_m$  为一个类别的所有训练样本(地块多边形)  $[C]$  的平均值  $\langle [C] \rangle$ 。  $Z$  为一个待分类多边形的协方差矩阵  $[C]$ :

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n h(k)h(k)^{*T} = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \langle \sqrt{2} S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \langle \sqrt{2} S_{HV} S_{HH}^* \rangle & \langle 2 |S_{HV}|^2 \rangle & \langle \sqrt{2} S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \langle \sqrt{2} S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \tag{8}$$

其中:  $h = [S_{HH} \quad \sqrt{2} S_{HV} \quad S_{VV}]^T$

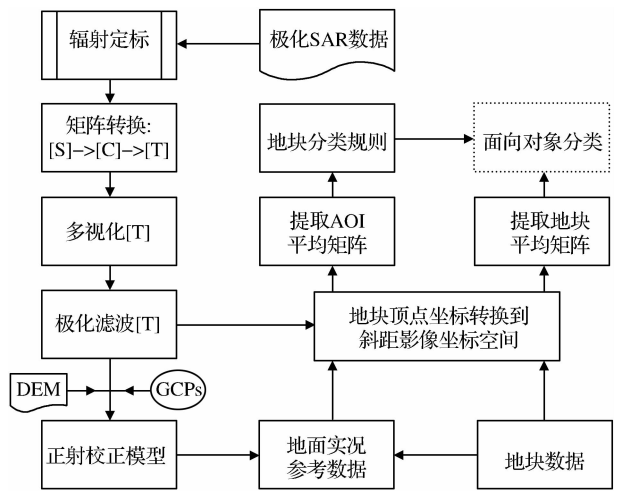


图 3 基于极化 SAR 信号统计分布的面向对象分类的预处理流程图

Fig. 3 Flowchart of pre-process for the object-based classification on the basis of SAR statistical properties

4 结果分析

4.1 ALOS PALSAR 分类结果

根据实地考察采集的多边形地块信息,对基于 ALOS PALSAR 双极化数据的面向对象分类结果(图 4)进行验证,其混淆矩阵见表 1。

表 1 ALOS PALSAR 分类结果混淆矩阵

Table 1 Classification confusion matrix from ALOS PALSAR data

类名	参考多边形/个	待验证分类多边形/个	正确分类多边形/个	生产者精度/%	用户精度/%
城镇	11	10	10	100.00	90.91
混种旱地	9	7	6	85.71	66.67
玉米	9	16	8	50.00	88.89
水稻	25	24	21	87.50	84.00
池塘	8	10	8	80.00	100.00
撂荒地	8	11	8	72.73	100.00
大棚	6	4	4	100.00	66.67
桑园	18	14	13	92.86	72.22
村落	4	5	4	80.00	100.00
旱地	17	14	10	71.43	58.82

结果表明,这些作物中桑园识别精度最高,达到 92.86%,水稻次之,为 87.5%,玉米识别精度仍为最差,为 50%,总体识别精度为 80%,Kappa 系数为 0.7782。对该专题图进行重新编码后,生成水稻/旱地分类结果,进行再次验证,结果表明水稻识别为 96.9%,旱地为 88%,总体精度为 94.8%,Kappa 系数为 0.91。

### 4.2 Radarsat-2 分类结果

#### 4.2.1 基于强度信息的结果

采用 3.2.1 中的处理流程对 Radarsat-2 全极化

数据进行极化基转换后生成强度信息影像,再利用面向对象的方法以及最大似然分类器进行分类识别。但由于玉米与其他旱作物在 C 波段全极化数据上并无明显表象区别,因此基于 Radarsat-2 全极化数据,本文仅针对水稻/旱地加以识别区分。所用全极化 Radarsat-2 数据的覆盖范围较小,故本文不再展示其分类结果图(包括 4.2.2 中的结果)。通过覆盖区域内的调查数据进行验证,结果表明,水稻识别精度为 85%,旱地识别精度为 75%,总体精度为 81.7%。

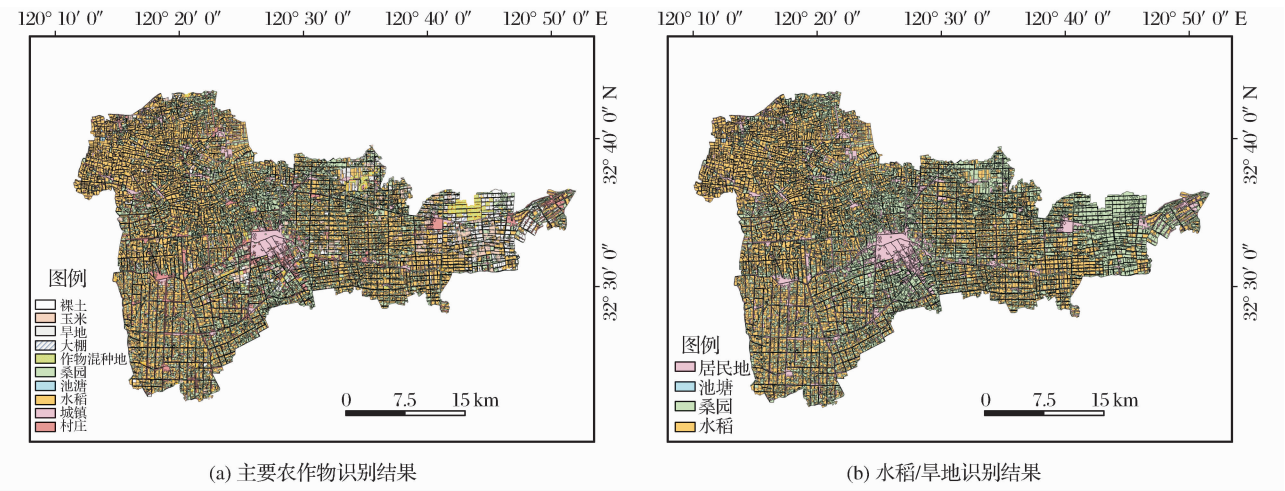


图 4 基于多时相 ALOS PALSAR 数据的海安县分类结果图

Fig. 4 Classification results of Haian county by use of multi-temporal ALOS PALSAR data

#### 4.2.2 基于信号统计分布的结果

采用 3.2.2 中的处理流程,基于 Radarsat-2 全极化数据统计信号,在影像原始坐标系中进行分类规则建立。同样利用面向对象的方法以及最大似然分类器进行水稻/旱地分类识别。验证结果表明,水稻识别精度为 75%,而旱地识别精度为 85%,总体识别精度为 80%。

## 5 结 语

本文利用 ALOS PALSAR 双极化数据以及 Radarsat-2 全极化数据进行了水稻/旱地的识别研究,结果表明二者基本可满足制图要求。

基于 ALOS PALSAR 双极化数据,采用常规的 SAR 处理流程,利用强度进行面向对象分类识别。针对星载全极化 SAR 数据,将 SAR 的分割和分类问题转化为理论上可用光学数据处理算法解决的问题。基于 Hoekman 等<sup>[12]</sup>的理论基础,本文实现了对全极化数据进行适当的变换,即可将其作为光学影像处理。Hoekman 的方法在航空 SAR 数据中得

到了验证,本文将其应用于星载全极化 SAR 数据中。本文还在斜距—地距影像坐标空间中进行了作物识别,即严格按照不同 SAR 数据信号的概率分布模型构建分类器。基于 Radarsat-2 全极化数据,这两种分类方法产生的精度相似。

**致谢:**本文所用 ALOS 数据由日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)提供,在此表示感谢!

#### 参考文献(References):

[1] Yang Shenbin, Li Bingbai, Shen Shuanghe, *et al.* Rice Monitoring based on Envisat ASAR Data[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2008, 24(1): 33-38. [杨沈斌, 李秉柏, 申双和, 等. 基于 Envisat ASAR 数据的水稻遥感监测[J]. 江苏农业学报, 2008, 24(1): 33-38.]

[2] Huang Xiaojun, Li Bingbai. Study on Rice Information Extraction and Yield Estimation Using SAR Data[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2009, (6): 432-435. [黄晓军, 李秉柏. 雷达遥感影像在水稻信息提取及估产方面的技术研究[J]. 江苏农业科学, 2009, (6): 432-435.]

[3] Le Toan T, Lanr H, Mourn E, *et al.* Multi-temporal and Dual-

- polarisation Observation of Agricultural Vegetation Covers by X-band SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1989, 27(6): 709-717.
- [4] Le Toan T, Ribbes F, Wang L F, *et al.* Rice Crop Mapping and Monitoring Using ERS-1 Data based on Experiment and Modeling Results[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(1): 41-56.
- [5] Shao Y, Fan X T, Liu H, *et al.* Rice Monitoring and Production Estimation Using Multi-temporal Radarsat[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76: 310-325.
- [6] Yang Shenbin, Shen Shuanghe, Zhang Pingping, *et al.* Mapping Rice Paddy with Multi-temporal Envisat ASAR Wide-Swath Images[J]. Journal of Nanjing Institute of Meteorology, 2007, 30(3): 365-370. [杨沈斌, 申双和, 张萍萍, 等. Envisat ASAR 数据用于大区域稻田识别研究[J]. 南京气象学院学报, 2007, 30(3): 365-370.]
- [7] Tan Bingxiang, Li Zengyuan, Li Bingbai, *et al.* Rice Field Mapping and Monitoring Using Single-temporal and Dual Polarized Envisat ASAR Data[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(12): 121-127. [谭炳香, 李增元, 李秉柏, 等. 单时相双极化 ENVISAT ASAR 数据水稻识别[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 121-127.]
- [8] Ouchi K, Wang H, Ishitsuka N, *et al.* On the Bragg Scattering Observed in L-band Synthetic Aperture Radar Images of Flooded Rice Fields[J]. IEICE Transactions on Communications, 2006, E89-B(8): 2218-2225.
- [9] Quegan S, Yu J J. Filtering of Multichannel SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(11): 2373-2379.
- [10] Xiao Weishan, Wang Xiaolin, Ling Feilong. The Application of ALOS PALSAR Data on Mangrove Forest Extraction[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(1): 91-96. [肖伟山, 汪小钦, 凌飞龙. ALOS PALSAR 数据在漳江口红树林提取中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(1): 91-96.]
- [11] Ouchi K, Niiuchi S, Mohri K. On the Simulation and Observation of the Bragg Scattering in the JERS-1 SAR Images of Machine-planted Rice Fields in the Kojima, Okayama, Japan [C]//Proceedings of IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Hamburg, Germany, 1999: 919-921.
- [12] Hoekman D H, Vissers M A M. A New Polarimetric Classification Approach Evaluated for Agricultural Crops[J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2003, 41(12): 2881-2889.

## Rice/Dry-land Crop Discrimination Using Multi-polarization Satellite SAR Data

——A Case Study in Hai'an County of Jiangsu Province

Tian Xin<sup>1</sup>, Chen Erxue<sup>1</sup>, Li Zengyuan<sup>1</sup>, Ling Feilong<sup>2</sup>,  
Bai Lina<sup>1</sup>, Wang Fengyu<sup>1</sup>

(1. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 2. Spatial Information Research Center, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** Synthetic Aperture Radar (SAR) data has the advantage in detecting the crop types in South China where has the frequent cloudy and rainy days. Based on object-based method, this study used the multi-polarization satellite SAR data, including the dual-polarization ALOS PALSAR and polarimetric Radarsat-2 data, to discriminate the rice and dry-land crop in Hai'an county, Jiangsu Province. For dual-polarization SAR data, the intensity information was used. For polarimetric SAR data, besides the intensity-information-based classification, the statistical-properties-based method was also applied. The result shows that the L-band ALOS PALSAR outperforms the C-band Radarsat-2 data in discriminating the dry-land mulberry. Moreover, the classification accuracy from ALOS PALSAR based method (87.5%) is also higher than the other two results from Radarsat-2 data based methods (75% and 85% respectively).

**Key words:** Multi-polarization SAR; Object-based; SAR intensity; SAR statistical properties