

利用SAR影像时间序列的耕地提取研究

钟礼山^{1,2}, 李满春^{1,2}, 伍阳^{1,2}, 夏南^{1,2}, 程亮^{1,2*}

(1. 南京大学地理与海洋科学学院, 南京 210023; 2. 江苏省地理信息技术重点实验室, 南京 210023)

摘要: 卫星遥感是耕地资源调查的一种重要技术手段, 利用遥感时间序列数据进行耕地提取具有很强的实践意义。光学遥感成像过程易受光照和大气条件影响, 在云雨多发地区所能获取的可用数据十分有限; 合成孔径雷达(SAR)能够全天时、全天气进行对地观测, 但受斑点噪声影响, 少见利用其构建时间序列进行信息提取的研究。本文研究了SAR影像时间序列在耕地提取中的适用性, 利用江苏省徐州市2009年12月-2010年12月共11景ENVISAT ASAR影像构建时间序列, 目视选取30个5像元×5像元大小的耕地样区, 分别统计样区内(相邻位置)与样区间(不同位置)耕地时域后向散射特征的一致性(变异系数); 然后利用欧氏距离法、相关系数法以及动态时间弯曲法(DTW)进行研究区的耕地提取。结果显示: 相邻位置耕地像元后向散射特性较为一致, 平均变异系数为9.96%; 不同位置耕地像元后向散射特性一致性也较好, 平均变异系数为15.27%。在所选的3种方法中, 相关系数法耕地提取精度最高, 正确率与完整率分别为86.25%与80.70%; 欧氏距离法精度次之, 正确率与完整率分别为76.40%与71.93%; DTW效果较差, 正确率和完整率分别为62.15%和77.78%。SAR影像时间序列作为一种新的数据组织形式, 可用于耕地的有效提取。

关键词: 时间序列; 合成孔径雷达; 耕地; 一致性; 变异系数; 相关系数; 动态时间弯曲

1 引言

耕地是地表覆盖的主要类型之一, 是粮食生产的直接载体, 耕地变化对生态环境稳定性和粮食安全有着非常重要的影响(陈红等, 2010; 杨忍等, 2013); 掌握耕地的动态信息对农作物估产与定价、国家粮食政策的制定具有重要参考价值。卫星遥感技术能够在不同时间以不同尺度范围、不同空间分辨率和不同波谱进行对地观测, 快速获取地表覆盖数据, 对耕地信息的提取来说, 是一项十分经济有效的手段(侯光雷等, 2010)。

耕地表面附着的农作物在不同季相有不同的物候特性, 在遥感影像上表现出不同的响应, 利用单时相遥感数据很难对刚播种或收割过的耕地进行区分, 提取结果可靠性不高; 使用多时相数据可以一定程度上减轻单时相数据的上述问题, 但提取

结果精度与影像如何选取有较大关系。因此, 使用时间序列数据进行耕地提取具有很强的实际意义(Knight et al, 2006)。

当前, 使用时间序列进行耕地提取的研究绝大多数都基于光学影像, 利用植被在红光和近红外波段的反射差异构建植被指数, 根据植被指数(如NDVI、EVI等)的时域变化来提取耕地信息。如Jakubauskas等(2002)对AVHRR NDVI时间序列数据进行谐波分析, 利用得到的振幅和相位信息对不同农作物进行分割。Sakamoto等(2005)利用小波变换对MODIS EVI时间序列数据进行去噪重构, 然后通过检测时间序列中最大点、最小点和变化拐点位置确定水稻的不同生育期, 从而实现对水稻的动态监测。Wardlow等(2008)使用分层决策树方法对MODIS NDVI时间序列数据进行处理, 对美国中部大平原的种植区域进行制图, 结果的总体精度超过

收稿日期: 2014-11; 修订日期: 2015-03。

基金项目: 国家科技支撑项目课题(2012BAH28B02); 国家自然科学基金项目(41371017)。

作者简介: 钟礼山(1991-), 男, 四川广安人, 硕士研究生, 主要研究方向为遥感时空数据挖掘、LiDAR三维重建等,

E-mail: zhonglishan@foxmail.com。

通讯作者: 程亮(1978-), 男, 江苏南京人, 副教授, 主要从事资源环境遥感与激光雷达遥感等研究, E-mail: lcheng@nju.edu.cn。

引用格式: 钟礼山, 李满春, 伍阳, 等. 2015. 利用SAR影像时间序列的耕地提取研究[J]. 地理科学进展, 34(7): 830-839. [Zhong L S, Li M C, Wu Y, et al. 2015. Cropland extraction using SAR time series image[J]. Progress in Geography, 34(7): 830-839.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2015.07.005

80%。Victoria 等(2012)对巴西 Mato Grosso 地区 2006-2009 年期间 MODIS NDVI 数据进行傅里叶变换,然后对各谐波余项构成的图像进行非监督分类,最后基于空间格局对分类结果进行分析,确定耕地分布的区域。孙越凡等(2014)使用中国苏南地区 2010 年 26 幅 MODIS NDVI 数据构建时间序列,然后使用频域低通滤波进行数据重构,最后利用动态时间弯曲(DTW)法进行耕地分布信息提取。

但上述研究为保证较高的时间分辨率,大多使用空间分辨率较低的卫星影像(MODIS NDVI 最高空间分辨率为 250 m),复合像元问题十分严重;此外,受光照和大气因素的影响,时间序列中常存在某些重要时间节点信息的缺失,从而降低提取结果的精度。对于拥有较高空间分辨率的光学卫星,其重访周期相对较长,时间分辨率较低,加上光照和大气的影 响,在云雨多发地区所能获取的可用影像十分有限,耕地提取的精度不高。合成孔径雷达(SAR)使用波长更长的微波,波束可以穿透云层,能不受光照和大气条件的限制完成对地观测任务;同时,SAR 影像还具有较短的重访周期和较高的空间分辨率,已经形成了较长时间序列的历史观测资料数据,对耕地提取具有独特的优势。

然而,SAR 成像过程中,相邻的雷达波之间常会产生一定程度的干涉,在 SAR 影像上造成较多的随机斑点噪声,使得对地物的辨识能力降低(孙增国等, 2010)。此外,由于 SAR 与地表的后向散射过程十分复杂,后向散射的强度除受到雷达波长、极化方式、入射角和升/降轨情况等内部因素影响外,还受到植被生物量、植被冠层结构、土壤含水量和土壤粗糙度等外部因素的影响(Balenzano et al, 2011; Hoshikawa et al, 2014),影像同物异谱现象十分严重,即使是种植相同农作物的耕地像元,在同一景影像上后向散射系数也常常表现出较大的差异,对地物目标的提取与分析带来较大难度。因此,对耕地提取、农作物分布和估产的研究,大多都使用多时相、多极化方式的 SAR 影像,以提高结果精度(Skriver et al, 2011; Tan et al, 2011; Wu et al, 2011)。提取方法也多采用时间向量的方法,即将所有时点的后向散射系数看作一个多维时间向量,将耕地识别转换为对多维时间向量的分类(Skriver et al, 2011)。

雷达后向散射与作物植株高度、生物量等参数存在一定的正相关关系(Chakraborty et al, 2005; Bouvet et al, 2009),农作物在其生长周期内,随着播

种、生长、成熟、收割等物候过程,其植株高度、植被覆盖度和生物量等生理参数呈现出先增后降的变化趋势(孙越凡等, 2014),其后向散射系数理应表现为一条近似的抛物线。然而受强烈斑点噪声的影响,单个耕地像元后向散射系数时间曲线规律性极差,因此少有利用单波段 SAR 数据的时序变化特征进行耕地提取的研究。Cheng 等(2014)提出了一种面向像素级 SAR 影像时间序列构建的局部自适应配准算法,实现了 SAR 影像之间的高精度配准,配准平均误差低至 0.073 像素,并选取了 20 个水体像元计算其时间曲线的相关性,但该研究未提及对耕地像元的相关性,也未作进一步的信息提取研究。

本文为探讨 SAR 影像时间序列对耕地提取的适用性,从耕地像元的时域后向散射特征分析入手,利用时间序列相似性进行耕地提取。拟重点解决以下两个问题:一是在高噪声 SAR 影像所构建的时间序列中,耕地像元是否表现出较为一致的时域后向散射特征?二是利用 SAR 影像时间序列进行耕地提取,可达到何种水平的提取精度?

2 研究方法

本文技术流程为:首先对原始 SAR 影像数据集进行预处理操作,构建 SAR 影像时间序列;然后选择耕地样本,进行时域后向散射特性的一致性分析;最后根据选择的样本,利用时间序列相似性进行耕地信息提取,并使用目视解译数据进行精度验证。

2.1 数据预处理

对原始 SAR 数据的预处理操作主要包括轨道参数更新、辐射校正、地形校正、去噪滤波以及高精度几何配准等步骤。

(1) 轨道参数更新

不少雷达卫星(如 ERS 和 ENVISAT)原始数据产品中关于卫星轨道的参数精度有限,降低了影像产品的定位精度。CTDP (Centre de Traitement Doris Poseidon)、Delft University 以及 DEOS (Delft Institute for Earth-Oriented Space Research)等多家研究机构根据卫星在影像成像前后一段时期的位置参数与运行参数,重新插值计算了卫星各时刻的轨道状态矢量,并共享至网络提供下载。本文利用 DELFT-PRECISE 数据进行轨道参数的更新。

(2) 辐射校正

由于 SAR 采用斜距成像的方式,影像记录的

DN值存在较明显的散射偏差,不能代表散射体真实的后向散射强度(王亚飞等, 2013);为使不同传感器或同一传感器不同时刻获得的SAR影像具有可比性,需要对其进行辐射校正。本文使用Rosich等(2004)所述模型进行辐射校正。

(3) 地形校正

地形起伏会使地面点在图像上的位置发生移动,使得图像中非星下点的部分产生畸变。本文使用30 m空间分辨率的ASTER GDEM数据进行地形校正,地形校正公式采用Range Doppler Orthorectification模型(Small et al, 2008)。

(4) 去噪滤波

对图像上的斑点噪声,本文采用增强型Lee滤波算子进行滤波。该滤波算子首先对像元的邻域进行检测,若邻域范围内像元值较为一致,则认为该像元处于匀质区域,采用低通平滑滤波滤除斑点噪声;若邻域范围内像元值变化较大,则认为该像元处于边缘区域,采用高通锐化滤波或者不滤波,以保留图像的边缘和纹理信息。

(5) 高精度几何配准

对于像素级SAR影像时间序列,影像几何配准的精度将对后续的研究和应用产生极大影响,本文采用Cheng等(2014)提出的局部自适应配准算法进行SAR影像之间的配准。该算法考虑了SAR影像存在局部畸变的可能性,针对计算得到的控制点点位误差,并非简单的删除误差较大的控制点,而是将这些控制点进行局部聚类并分离出畸变区域,对正常区域和畸变区域分别采用独立的多项式进行拟合。完成高精度几何配准后,将各时点SAR影像按时间先后顺序排列,得到研究区像素级SAR影像时间序列数据。

2.2 耕地像元后向散射一致性

单时相SAR影像中,受不同土壤背景、不同作物类别以及斑点噪声的影响,耕地像元往往表现出较大的后向散射特性差异。构建像素级时间序列后,耕地像元是否表现出较为一致的时域后向散射特性,是本文要探讨的第一个问题。

本文将耕地像元的后向散射一致性分为3类:

①相邻位置耕地像元一致性,由于空间范围较小,可假定这些像元具有相同的耕种模式,且同一时间其土壤背景也相同;②不同位置耕地像元一致性,由于像元之间位置相差较远,耕种模式与同一时间的土壤背景均可能存在差异;③物候一致性,指耕地像元总体上能否表现出与物候节律相一致的时

域后向散射特性。

对于像元的后向散射一致性,采用变异系数进行定量评价。变异系数又称“相对标准偏差”,定义为标准差与均值的比值,是一个无量纲的统计量,能够反映统计区域内观测值的一致性程度,且能够适用于均值不同的数据。变异系数越小,表明观测值的一致性较好;反之,观测值的一致性较差。

2.3 时间序列相似性分析方法

利用遥感影像时间序列数据进行信息提取的关键步骤是相似性分析,即使用一定的标准定量评价待判断像元时间序列与目标地类参考时间序列之间的相似度,若相似度高于给定的阈值,则认为该像元属于目标地类;反之,则认为该像元不属于目标地类。本文使用较有代表性的欧氏距离法、Pearson相关系数法和动态时间弯曲法作为相似性度量标准,进行研究区的耕地提取,探讨像素级SAR影像时间序列耕地提取够达到的精度水平。

(1) 欧氏距离法

两时间序列的欧氏距离定义为各时点观测值差异的绝对值之和,值越大表明时间序列差异越大,相似度越低;反之,则相似度越高。该方法由于原理简单,计算方便,应用十分广泛。

(2) Pearson相关系数法

Pearson相关系数(Pearson Product-Moment Correlation Coefficient)用于度量两个变量之间的线性相关性。两时间序列的Pearson相关系数定义为其协方差与标准差的商,取值范围为 $[-1, 1]$,绝对值靠近1表示两序列的相关性强,属于同类地物的概率较大;绝对值靠近0表示相关性弱,属于同类地物的概率较小。

(3) 动态时间弯曲法

动态时间弯曲(Dynamic Time Warping, DTW)算法假设相近的序列存在低消耗的平移匹配时,把其中的一条序列沿着时间轴进行局部的伸长或压缩,使其与另一条序列相似的变化特征相匹配,从而计算最短弯曲距离(DTW距离)(李海林等, 2013; 孙越凡等, 2014)。与其他相似性度量方法相比,DTW在一定程度上克服了尺度位移问题,解决了不等长时间序列的匹配问题,且能够抵抗异常值、取得更好的相似特征匹配效果(Petitjean et al, 2012; 李海林等, 2013)。DTW距离越大,表明时间序列差异越大,相似度越低;反之,则相似度越高。

3 研究区与数据

3.1 研究区概况

本文研究区为江苏省徐州市主城区,具体包括鼓楼区、泉山区、云龙区、铜山区等中心城区,范围为 $117.102^{\circ}\sim 117.284^{\circ}\text{E}$ 、 $34.162^{\circ}\sim 34.344^{\circ}\text{N}$,总面积 410 km^2 (图1)。区内地貌类型主要为平原,间有部分低山丘陵地区;气候类型属暖温带季风气候区,受东南季风影响较大,四季分明,光照充足,雨量适中,雨热同期。研究区地表覆盖类型主要包括耕地、建设用地、水体和林地等。其中耕地主要以旱地为主,其次为水田。种植模式主要为“冬小麦+夏玉米”与“冬小麦+水稻”,其中夏玉米或水稻种植时段为6~10月,冬小麦种植时段为10月-次年5月。

3.2 数据介绍

本文所使用的SAR影像为ENVISAT ASAR图像模式的单视复型1B级产品,空间分辨率 30 m ,共11景,影像获取时间分别为2009-12-01(T1)、2010-01-05(T2)、2010-02-09(T3)、2010-03-16(T4)、2010-04-20(T5)、2010-05-25(T6)、2010-06-29(T7)、2010-08-03(T8)、2010-09-07(T9)、2010-10-10(T10)以及2010-12-10(T11),相邻影像时间间隔约35天,所有影像均采用VV极化方式,且在卫星在降轨期间获取。参考影像数据为覆盖研究区的2010年 15 m 分辨率正射影像图。

4 结果与分析

4.1 耕地像元一致性分析

按照2.1节所述流程对研究区11景ENVISAT ASAR影像进行预处理,生成像素级SAR影像时间序列。对照参考影像数据,在时间列上选择耕地样区,样区选择应遵循以下3个原则:一是每个样区不宜过大,以满足“同一样区内具有相同土壤背景与耕种模式”这一假设;二是样区在研究区内应均匀分布,以增加其对整个研究区的代表性;三是样区应能代表不同耕种模式的耕地,即每类不同耕种模式的耕地都应选取相应的样区。本文选取了30个耕地样区F1~F30(图2)进行一致性分析,每个样区为5像元 \times 5像元大小的矩形区域。

(1) 相邻位置(样区内)耕地像元一致性

对每个样区的耕地像元,计算各时点后向散射系数的均值与标准差,统计各成像时点的变异系数,并计算各耕地样区后向散射平均变异系数,结果见图2所示。实验结果表明,各耕地样区的变异系数虽然随时间变化存在一定的波动,但总体保持在10%上下的幅度;在所选取的30个样区中,F24变异系数最大,为12.74%;F12变异系数最小,为7.57%;平均变异系数为9.96%。在所选样区中,变异系数低于10%的有17个,占比57%。由此表明:相邻位置耕地像元具有较为一致的后向散射系数。

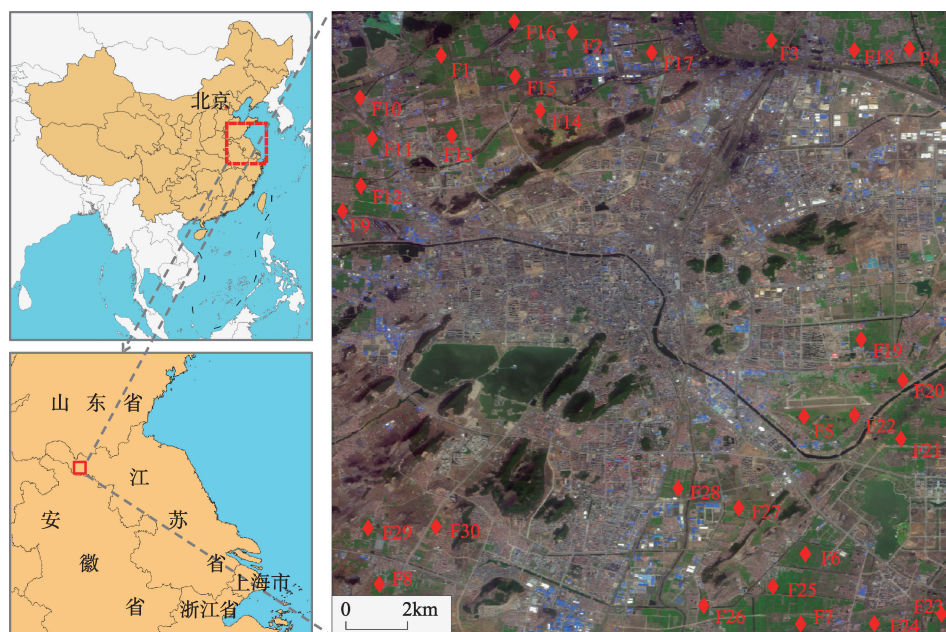


图1 研究区区位

Fig.1 Study area

(2) 不同位置(样区间)耕地像元一致性

为去除同一样区内像元差异可能对样区间变异系数产生的干扰,本文使用样区内各像元的平均时序后向散射系数表征该样区所在位置的耕地地域后向散射特性,进行不同位置耕地像元一致性分析,统计其均值、标准差和变异系数,结果如图3所示。

从图3b中可以看出,研究区不同位置耕地后向散射系数的变异系数随时间不同而不同,最高值为23.40%,发生在T9时刻;最低值为7.29%,发生在T6时刻;平均值为15.27%。与样区内(相邻位置)耕地的变异系数相比,整个研究区(不同位置)的耕地变异系数总体上更大。整个研究时段的变异系数按数值大小大致可分为两个等级,T1-T6的变异系数总体上较小,T7-T11的变异系数总体上较大,这

与研究区耕作模式相吻合:冬季至夏季,受水热条件的限制,耕地上种植的主要作物只有小麦一种,耕地后向散射差异相对较小;而夏季至秋冬季节,则有玉米和水稻两种主要作物,因此后向散射的差异相对更大。

(3) 物候一致性

计算各样区内耕地像元的平均时序后向散射系数,按时间先后顺序绘制其时间曲线。受篇幅限制,以下仅展示在研究区分布较为均匀的F1-F9样区时间曲线,如图4所示。

研究区的主要耕作模式为一年两熟,其中夏玉米和水稻种植时间为5-10月,冬小麦种植时间为10月-次年5月左右。从图3a与图4中可以看出,耕地后向散射系数的时序特征与农作物生长周期十分

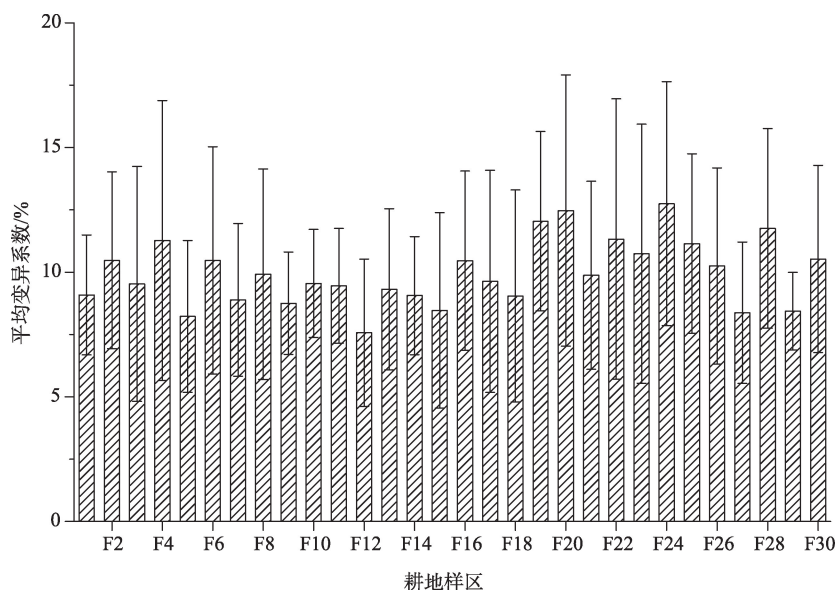


图2 各耕地样区后向散射平均变异系数

Fig.2 Average backscatter coefficient of variance (CV) for each cropland sampling region

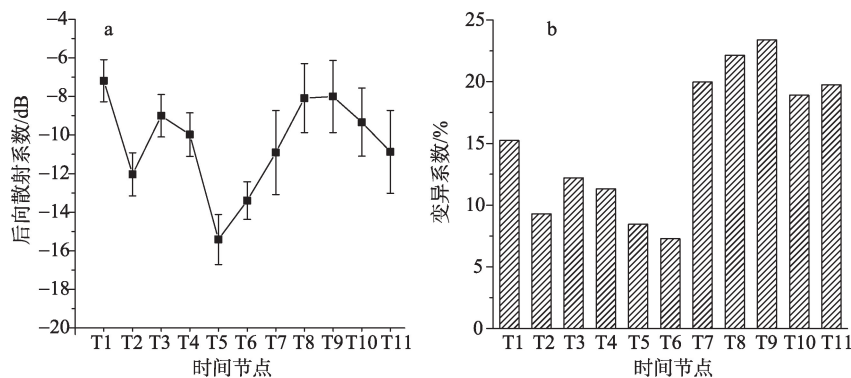


图3 耕地样区间时域后向散射系数统计结果

Fig.3 Statistical analysis results of backscatter coefficient time series for all cropland sampling regions

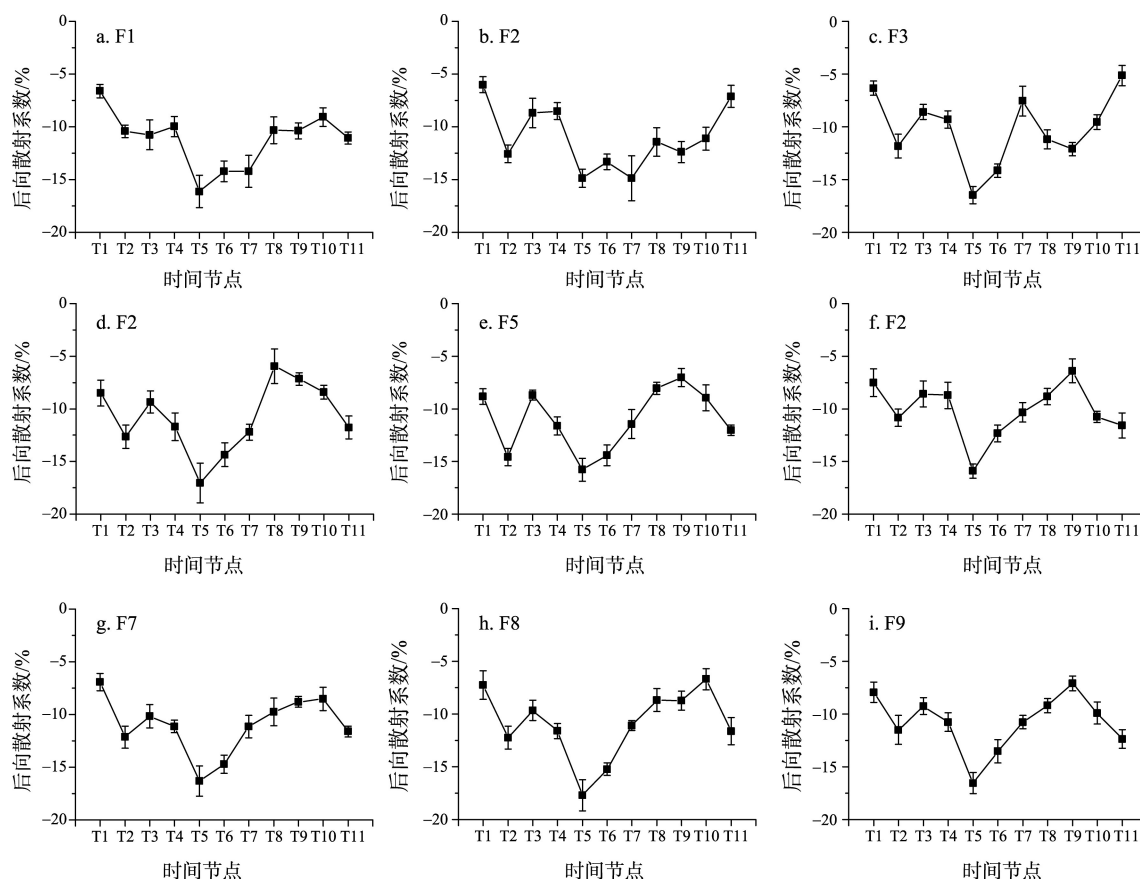


图4 各耕地样区平均时序后向散射系数

Fig.4 Time series of mean backscatter coefficient for each cropland sampling region

吻合,时间序列中T5、T6所在的低谷对应于小麦收割与玉米(或水稻)播种的时期,左右两个波形分别对应着两季农作物的生长周期。此外,图中显示所有样区的时间序列都在T2时刻存在一个明显的低谷,产生这一情形可能有以下原因:一是研究区内冬小麦从12月底开始停止生长,至次年2月中上旬才会返青继续生长,在小麦停止生长的期间对雷达波的后向散射强度会减弱;二是根据历史天气存档数据(<http://www.wunderground.com/history/>),研究区2010年1月5日(T2时刻)的日均气温为 -6°C ,最高气温为 -3°C ,在低温条件下,土壤表层的水分冻结,介电系数下降,致使后向散射强度随之减弱。

4.2 基于相似性分析的耕地提取

分别使用欧氏距离法、Pearson 相关系数法及DTW法计算每个像元时间序列与耕地标准时间序列的相似性程度,并对结果进行阈值分割,将相似度大于给定阈值的像元标记为耕地像元,其余像元标记为非耕地像元。关于相似度分割阈值的确定,首先目视选取一定数量耕地纯净像元与以耕地为主的混合像元,然后分别求取纯净像元与混合像元

的平均时序后向散射系数;对某种特定的相似性度量方法,计算纯净像元与混合像元时间序列的相似性程度,并将其作为该方法的相似度分割阈值。

对相似性程度进行阈值分割后,使用 3×3 窗口大小的众数滤波算子(选取滑动窗口中像元数目最多的类别作为中心像元的类别)对分割结果进行空间滤波,以达到滤除孤立耕地像元、填补连片耕地之间缝隙和平滑连片耕地边界的效果。本文所述3种方法的耕地提取结果如图5所示,部分提取细节如图6所示。

对耕地提取结果,使用地面真实采样点进行精度验证。验证数据点在研究区内随机生成,总共750个,分布情况如图5d所示;各数据点所在位置的地表覆盖类型为对照研究区2010年数字正射影像与Google Earth历史影像等数据后人为确定。根据验证点所在位置的耕地提取结果与真实地表类型,可计算正确率和完整率两个指标,对提取结果进行精度验证。其中,正确率表示在分类为耕地的像元中,地面真实数据也是作物的耕地比例,类似混淆矩阵中的用户精度;完整率表示地面真实数据

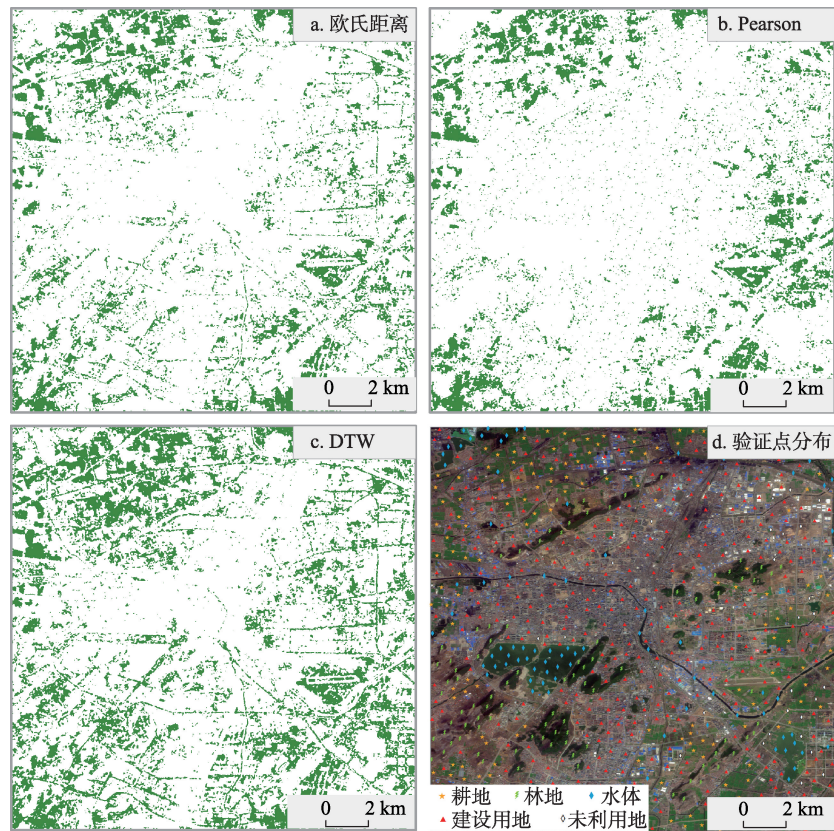


图5 不同方法耕地提取结果与精度验证点分布情况

Fig.5 Cropland extraction result and ground-truth sites distribution

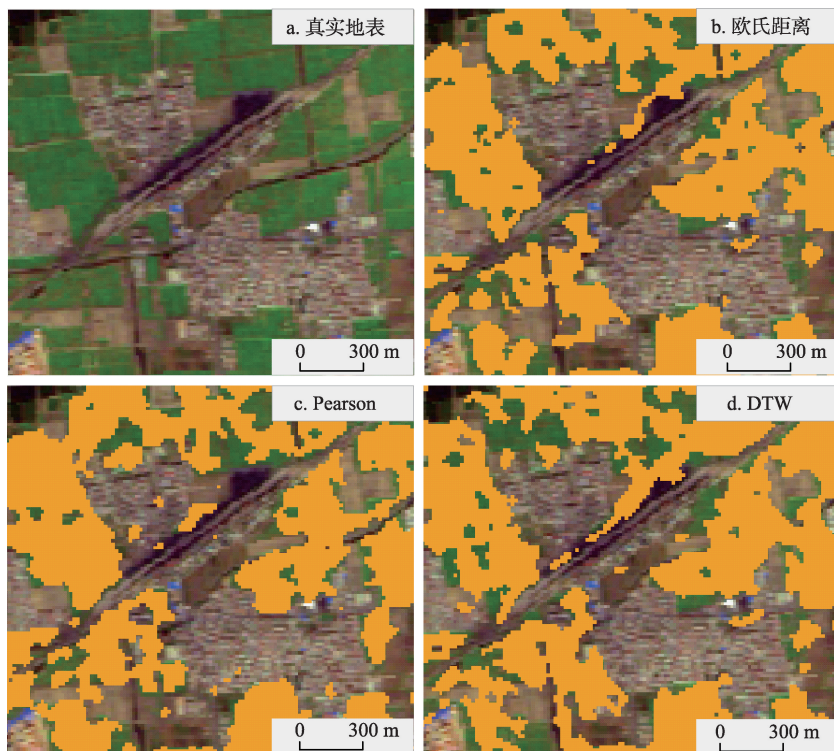


图6 3种方法耕地提取结果细节展示

Fig.6 Examples of detailed extraction result using three methods

中耕地像元被正确提取出来的比例,类似混淆矩阵中的生产者精度。

本文所述3种方法的耕地提取精度如表1所示,可以看到,不同相似性评价方法得到的耕地提取精度差异较大。其中,Pearson相关系数法效果最好,正确率、完整率分别达到86.25%和80.70%;欧氏距离法次之,正确率和完整率分别为76.40%和71.93%;DTW法虽然有77.78%的完整率,但正确率仅为62.15%,效果较差。欧氏距离法精度之所以低于Pearson相关系数法,主要原因是SAR固有相干噪声的影响,致使后向散射存在一定程度的“同物异谱”现象,因此计算相关系数比欧氏距离更加稳定。DTW法能够对时间轴进行动态弯曲,理应十分适合耕地的提取,然而本文中得到的结果却较

差,究其原因,主要有以下两点:一是对林地的大量误判,研究区的林地多为落叶阔叶林,在一年的生长周期内植被覆盖度先增大后减小,其时间序列总体上应该出现一个波峰,而区内耕地为一年两熟,其时间序列总体上应该出现两个波峰;但实际上,受到SAR强烈斑点噪声的影响,单个像元后向散射值会在总体变化曲线上下浮动,而DTW则很容易将这些浮动判断为时间维的提前或延迟,从而对时间轴进行弯曲和匹配,得到较高的时间序列相似度,引起耕地与林地的误判;二是单个耕地像元本身的时序变化特征不甚明显,虽然对多个耕地像元求均值,可以表现出随时间发生的周期性变化特征,然而单个耕地像元的SAR后向散射时序变化却较为杂乱,DTW难以找到真实的变化特征。

表1 耕地提取结果精度
Tab.1 Accuracy of extracted cropland

方法	正确像元数目	遗漏像元数目	错误像元数目	正确率/%	完整率/%
欧氏距离法	123	48	38	76.40	71.93
相关系数法	138	33	22	86.25	80.70
DTW法	133	38	81	62.15	77.78

5 结论与讨论

5.1 结论

雷达波后向散射过程十分复杂,受地表影响因素较多,耕地像元在不同时点的后向散射一致性存在较大差别。通过构建SAR影像时间序列,综合不同时相的信息,能够增强耕地像元的后向散射一致性,从而进行耕地的有效提取。

在SAR影像时间序列中,相邻位置耕地像元时序后向散射一致性较好,变异系数均值为9.96%,所选样区中57%的比例平均变异系数低于10%。相比之下,不同位置耕地时序后向散射变异系数均值为15.27%,较相邻位置的一致性略低,但考虑到农作物类型和土壤背景可能存在的差异,因此本文认为不同位置耕地仍然有较为一致的后向散射特性。同时,研究区耕地后向散射的总体时序变化趋势与耕地的生长周期也十分吻合。

利用SAR影像时间序列能够有效进行耕地提取,选用合适的相似性分析方法可达80%以上的精度。在本文所选的3种方法中,Pearson相关系数法效果最佳,其次是欧氏距离法,DTW法效果较差。

5.2 讨论

本文主要探讨了利用SAR影像时间序列进行

耕地提取的适用性,进行耕地提取的关键步骤在于时间序列相似性分析,即比较待分类像元时间序列与耕地参考时间序列的相似性,故此处的参考时间序列应尽可能代表研究区多数耕地的耕作模式。对与参考耕地拥有相同熟季的耕地而言,如一年两熟的“冬小麦+夏玉米”和“冬小麦+水稻”,其时间序列均拥有两个波峰,差异在于波形的振幅和相位不同,通过设定一定的容差和采用特定的相似性分析方法,即可对其进行较好的提取。对于与参考耕地具有不同熟季的耕地,如处于休耕期或只种植一季的耕地,本文方法的提取结果则存在较大误差。

SAR影像时间序列中耕地像元的总体后向散射特性较为一致,但单个耕地像元的后向散射系数时序变化规律不甚明显。既有的去噪算子大多也只针对空间域,如何根据耕地的时序变化规律,同时结合时间维和空间维信息,构造适用于SAR影像时间序列的时空滤波算子,对其进行时空维度去噪滤波和重构,十分值得研究。

文中所述的3种相似性分析方法各有优劣:欧氏距离法原理简单,计算方便,但对时间序列存在的误差较为敏感;DTW法能够对时间轴进行动态拉伸或压缩,对作物种植时间存在提前或延后的耕地时间序列也有较好的适应性,但该方法时间复杂

度较高,且对误差也较为敏感,故在本文的SAR时间序列耕地提取中表现并不出众;Pearson相关系数法有一定的容错性,计算过程也较为简单,但无法处理时间轴存在平移或弯曲的情形。因此,若能结合3种方法的优点,开发出兼具容错性好、计算方便且能处理时间轴变形的办法,将会极大提高SAR影像时间序列的信息提取精度,进一步拓宽SAR影像数据的推广应用。

受数据源的限制,本文仅获得了研究区一年内11个时间节点的SAR数据,影像时间间隔超过1个月,可能造成重要物候阶段的数据缺失。若有时间分辨率更高的SAR数据,可进一步开展耕地季节变化、水田旱地区分以及作物种类识别等相关研究。

参考文献(References)

- 陈红, 吴世新, 冯雪力. 2010. 新疆耕地时空变化特征[J]. 地理科学进展, 29(3): 313-318. [Chen H, Wu S X, Feng X L. 2010. Research of changes in cultivated land in Xinjiang based on RS and GIS[J]. Progress in Geography, 29(3): 313-318.]
- 侯光雷, 张洪岩, 王野乔, 等. 2010. 基于时间序列谐波分析的东北地区耕地资源提取[J]. 自然资源学报, 25(9): 1607-1617. [Hou G L, Zhang H Y, Wang Y Q, et al. 2010. Application of harmonic analysis of time series to extracting the crop land resource in Northeast China[J]. Journal of Natural Resources, 25(9): 1607-1617.]
- 李海林, 杨丽彬. 2013. 基于增量动态时间弯曲的时间序列相似性度量方法[J]. 计算机科学, 40(4): 227-230. [Li H L, Yang L B. 2013. Similarity measure for time series based on incremental dynamic time warping[J]. Computer Science, 40(4): 227-230.]
- 孙越凡, 钟礼山, 程亮, 等. 2014. 动态时间弯曲技术支持下时序NDVI数据的耕地分布信息提取[J]. 资源科学, 36(9): 1977-1984. [Sun Y F, Zhong L S, Cheng L, et al. 2014. Cropland information extraction from time series NDVI data using dynamic time warp[J]. Resources Science, 36(9): 1977-1984.]
- 孙增国, 韩崇昭. 2010. 基于区域分类、自适应滑动窗和结构检测的合成孔径雷达图像联合降斑算法[J]. 物理学报, 59(5): 3210-3220. [Sun Z G, Han C Z. 2010. Combined despeckling algorithm of synthetic aperture radar images based on region classification, adaptive windowing and structure detection[J]. Acta Physica Sinica, 59(5): 3210-3220.]
- 王亚飞, 程亮, 钟礼山, 等. 2013. 像素级SAR影像时间序列的建模方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 29(4): 109-112. [Wang Y F, Cheng L, Zhong L S, et al. 2013. Research on modeling method for pixel-level SAR image time series[J]. Geography and Geo-Information Science, 29(4): 109-112.]
- 杨忍, 刘彦随, 陈玉福, 等. 2013. 环渤海地区耕地复种指数时空变化遥感反演及影响因素探测[J]. 地理科学, 33(5): 588-593. [Yang R, Liu Y S, Chen Y F, et al. 2013. The remote sensing Inversion for spatial and temporal changes of multiple cropping index and detection for influencing factors around Bohai Rim in China[J]. Scientia Geographica Sinica, 33(5): 588-593.]
- Balenzano A, Mattia F, Satalino G, et al. 2011. Dense temporal series of C- and L-band SAR data for soil moisture retrieval over agricultural crops[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 4(2): 439-450.
- Bouvet A, Toan L T, Lam-Do N. 2009. Monitoring of the rice cropping system in the Mekong Delta using ENVISAT/ASAR dual polarization data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47(2): 517-526.
- Chakraborty M, Manjunath K R, Panigrahy S, et al. 2005. Rice crop parameter retrieval using multi-temporal, multi-incidence angle radarsat SAR data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 59(5): 310-322.
- Cheng L, Wang Y F, Li M C, et al. 2014. Generation of pixel-level SAR image time series using a locally adaptive matching technique[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 80(9): 839-848.
- Hoshikawa K, Nagano T, Kotera A, et al. 2014. Classification of crop fields in northeast Thailand based on hydrological characteristics detected by L-band SAR backscatter data [J]. Remote Sensing Letters, 5(4): 323-331.
- Jakubauskas M E, Legates D R, Kastens J H. 2002. Crop identification using harmonic analysis of time-series AVHRR NDVI data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 37(1-3): 127-139.
- Knight J F, Lunetta R S, Ediriwickrema J, et al. 2006. Regional scale land cover characterization using MODIS-NDVI 250 m multi-temporal imagery: a phenology-based approach[J]. Giscience & Remote Sensing, 43(1): 1-23.
- Petitjean F, Inglada J, Gancarski P. 2012. Satellite image time series analysis under time warping[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(8): 3081-3095.
- Rosich B, Meadows P. 2004. Absolute calibration of ASAR level 1 products[Z/OL]. 2004-10-07[2014-12-04]. <https://earth.esa.int/web/guest/-/absolute-calibration-of-asar-level-1-products-generated-with-pf-asar-4503>.
- Sakamoto T, Yokozawa M, Toritani H, et al. 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data [J]. Remote Sensing of Environment, 96(3-4): 366-374.
- Skriver H, Mattia F, Satalino G, et al. 2011. Crop classification using short-revisit multitemporal SAR data[J]. IEEE Jour-

- nal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 4(2): 423-431.
- Small D, Schubert A. 2008. Guide to ASAR geocoding[Z/OL]. 2008-04-30[2014-12-04]. http://www.geo.uzh.ch/microsite/rsl-documents/research/publications/other-sci-communications/2008_RSL-ASAR-GC-AD-v101-0335607552/2008_RSL-ASAR-GC-AD-v101.pdf.
- Tan C P, Ewe H T, Chuah H T. 2011. Agricultural crop-type classification of multi-polarization SAR images using a hybrid entropy decomposition and support vector machine technique[J]. International Journal of Remote Sensing, 32(22): 7057-7071.
- Victoria D D, Da Paz A R, Coutinho A C, et al. 2012. Cropland area estimates using MODIS NDVI time series in the state of Mato Grosso, Brazil[J]. Pesquisa Agropecuária Brasileira, 47(9): 1270-1278.
- Wardlow B D, Egbert S L. 2008. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: an assessment for the US central great plains[J]. Remote Sensing of Environment, 112(3): 1096-1116.
- Wu F, Wang C, Zhang H, et al. 2011. Rice crop monitoring in South China with RADARSAT-2 quad-polarization SAR data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 8(2): 196-200.

Cropland extraction using SAR time series image

ZHONG Lishan^{1,2}, LI Manchun^{1,2}, WU Yang^{1,2}, XIA Nan^{1,2}, CHENG Liang^{1,2*}

(1. School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China;

2. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Satellite remote sensing is an important technique for cropland resources survey, while time series of remote sensing images, particularly, are of great practical significance for cropland extraction. Optical remote sensing imagery is largely affected by illumination and atmospheric conditions, which limits available satellite images within a year, especially where cloudy or rainy weather frequently occurs. Synthetic Aperture Radar (SAR), on the other hand, is able to acquire data throughout the day under any weather condition. However, owing to the influence of speckle noise, very little work has been done to use SAR image time series for feature extraction. This study examines the applicability of SAR image time series for cropland extraction, and Xuzhou City in Jiangsu Province was chosen as the study area. A total of 11 ENVISAT ASAR images covering the study area and dated from December 2009 to December 2010 were selected to establish a SAR time series as experimental data. Thirty cropland sampling regions with the size of 5 pixels \times 5 pixels were visually chosen to calculate the consistency of cropland backscatter signatures in the temporal domain, at both neighboring location (inside each sampling region) and remote location (beyond the sampling regions). Euclidean distance method, correlation method, and dynamic time warp (DTW) method were then adopted to extract cropland pixels in the study area. The experiment results show high backscattering consistency for neighboring cropland pixels, with a coefficient of variation of 9.96%. A lower but still satisfactory backscattering consistency was derived by remote cropland pixels in the study area, with a coefficient of variation of 15.27%. Despite the inherent speckle noises of SAR data, the general characteristics of time series for cropland backscatter coefficient correspond well with crop calendar. For the three selected methods, correlation method performed best, which produced a correctness of 86.25% and completeness of 80.70%. Euclidean method took the second place, with a correctness of 76.40% and a completeness of 71.93%. DTW achieved the lowest accuracy, with a correctness of 62.15% and completeness of 77.78%. This research shows that as a new data organizing form, time series of SAR images can be used for cropland extraction effectively.

Key words: time series; SAR; cropland; consistency; coefficient of variation; correlation coefficient; DTW