

基于时间序列统计特性的森林变化监测

黄春波, 佃袁勇, 周志翔, 王娣, 陈瑞冬

华中农业大学 园艺林学学院, 湖北 武汉 430070

摘要: 森林动态变化分析对揭示生态系统环境变化及植被恢复和布局重建等具有重要意义。时间序列的遥感数据为森林监测提供了基础数据。本文根据森林植被的统计学特性,在暗目标法的基础上,利用归一化植被指数 NDVI 实现森林样本自动选择;并融合 NDVI 构建了新的综合森林特征指数(Integrated Forest Z-Score, IFZ);以时间序列的 IFZ 分析森林动态信息,实现森林变化动态监测。以三峡大坝及周边区域森林为研究区,利用 2001 年至 2012 年每年生长季节(5 月—10 月)的 Landsat TM 影像检验本文算法。基于 2002 年、2006 年和 2010 年三期 7 月—9 月的 QuickBird 影像的精度分析结果发现:研究区森林变化检测的总体精度可达 96.53%,Kappa 系数为 0.9512。在添加 NDVI 指数后构建的 IFZ 提高了总体监测精度。其中,毁林类别的检测精度提高显著,漏检率和误检率分别为 2.74% 和 3.64%;干扰后重建的森林类别的检测精度有一定提高,其漏检率和误检率分别为 10.79% 和 10.51%。研究结果表明,改进暗目标法能提高森林样本的选择效率,添加 NDVI 的 IFZ 能提高森林动态变化的识别度。此外,本算法不仅能定性识别森林变化,而且能定量提供森林干扰发生时间和干扰强度。

关键词: 森林指数 动态监测 统计特性 影像分割 信息提取 时间序列

中图分类号: TP79

文献标志码: A

引用格式: 黄春波, 佃袁勇, 周志翔, 王娣, 陈瑞冬. 2015. 基于时间序列统计特性的森林变化监测. 遥感学报, 19(4): 657–668

Huang C B, Dian Y Y, Zhou Z X, Wang D and Chen R D. 2015. Forest change detection based on time series images with statistical properties. Journal of Remote Sensing, 19(4): 657–668 [DOI: 10.11834/jrs.20154104]

1 引言

森林生态系统是陆地生态系统的重要组成部分,它作为全球碳平衡中巨大的贡献者,受到人们的关注和重视(FAO, 2001)。森林信息提取及动态变化的研究,对揭示生态系统环境变化及植被恢复和重建布局等具有重要意义。由于森林满足一定面积、一定郁闭度等条件很容易被卫星传感器识别,星载遥感数据被广泛的用于森林变化监测。

随着遥感技术的发展,卫星数据的数量不断增加、质量不断提高,能实现森林植被动态监测的遥感数据也日渐增多。在过去的几十年里,许多影像已经被用来检测土地覆盖变化和植被变化,其中 MODIS 因周期短、产品多等优点,在土地利用/覆盖变化及植被变化检测方面具有广泛的应用(Turner

等, 2003; Fuller 等, 2004; Wang 等, 2004; Leuning 等, 2005; Hansen 等, 2008)。但 MODIS 数据分辨率较低,应用于中小尺度植被变化检测、区分植被和非植被有一定的局限性。SPOT、QuickBird 等影像具有更高的空间分辨率,能更精细地识别森林并完成植被变化检测(Gopal 和 Woodcock, 1996; Xiao 等, 2002; Souza 等, 2003; Desclée 等, 2006; Soudani 等, 2006; Chen 等, 2011)。但高分辨率影像大多需要购买、成本较高,而且处理的数据量较大。Landsat TM 兼具免费、分辨率适中等特点,能为森林资源监测提供比较理想的数据源,被广泛地应用在森林变化监测方面(Horler 和 Ahern, 1986; Franklin, 1986; Peterson 等, 1987; Olsson, 1995; Fassnacht 等, 1997; Huang 等, 2009)。因此,本研究以 TM 为数据源来进行森林动态变化监测。

收稿日期: 2014-04-17; 修订日期: 2014-07-09; 优先数字出版日期: 2014-07-16

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)(编号: 2012AA12A304); 中央高校基本科研业务费专项资金(编号: 2014QC018); 地理国情监测国家测绘地理信息局重点实验室项目(编号: 2013NGC05)

第一作者简介: 黄春波(1990—),男,博士研究生,从事 3S 技术在森林生态系统及景观生态应用方面的研究。E-mail: poahcb@hotmail.com

通信作者简介: 佃袁勇(1981—),男,博士,讲师,主要从事遥感在资源环境中的应用方面的研究。E-mail: dianyuanyong@126.com

多时相遥感影像数据的变化检测算法也在不断发展(Singh, 1989; Lu 等 2004; Coppin 等 2004), 这些算法大多以两个不同时期的遥感影像采用非监督的方式(Nielsen, 2007; Stow 等 2008), 利用差值、比值、典型相关变换等方法构建差异影像, 然后设置变化阈值, 确定变化和非变化区域, 算法的核心在于确定变化阈值。这些变化检测算法在土地覆盖变化监测方面取得较好的效果(Im 等 2008), 但应用到森林变化监测中存在一定的局限性(Deng 等 2009)。由于植被生长具有季节性规律, 不同植被类型在不同季节的影像上会表现出明显的差异, 植被季相性的差异会影响变化检测结果。因此针对植被变化, 基于时间序列影像的算法被提出来(Mertens 和 Lambin 2000; Nagendra 等 2004)。基于时间序列监测是追踪相关森林指标时间轨迹的变化, 如归一化植被指数 NDVI(侍昊 等 2012)、增强型归一化植被指数 EVI(刘丽娟 等 2012)和综合森林特征指数 IFZ(Huang 等 2010)等, 以实现森林变化检测。

但是, 在构建时间序列的特征指数时需要准确的森林样本, 样本的准确性影响特征指数计算的准确性。为得到可靠的森林样本, Huang 等人(2010)首先掩膜土壤和水体, 然后剔除干扰森林识别的其他暗目标, 最后采用基于暗目标的森林峰特征选择。但水体、暗土壤等表现出与森林相似的暗特性, 在构建森林样本时容易混淆。本文将掩膜土

壤、水体的过程和剔除其他暗目标的过程合并, 仅通过 NDVI 过滤影响森林选择的暗目标, 以改进暗目标森林峰选择法。

另外, 在计算 IFZ 指数时, 只使用 TM 第 3、5、7 三个波段, 没有充分利用植被在不同波段的表现特性, 而由 TM 第 3、4 波段计算的 NDVI 与森林植被高度相关(Huemrich 和 Goward, 1997)。针对以上问题, 本文增加 NDVI 构建新的 IFZ 以提高森林识别的灵敏度。

时间序列不仅检测出森林变化, 还能分析森林动态特征(Munroe 等, 2004; Kennedy 等, 2007; Potapov 等 2012)。本文根据森林动态变化的特点将其分为两类, 定义每类的动态特征, 以获取像元的动态特征信息, 同时整合具有相同特征信息的像元得到森林斑块动态特征。

2 研究区域和数据

选取湖北省三峡大坝及附近区域为研究区(图 1), 该区域包括库区森林和非库区森林, 地形复杂、土地覆盖类型多样。库区内长江附近的森林植被在三峡大坝建成和蓄水的时间段内发生了巨大的变化, 而非库区森林在监测期内因经营发生动态改变, 通过研究分析能有效掌握研究区森林植被发生本质变化的特征。



图 1 研究区域

Fig. 1 Research area

针对该研究区域,选择了2001、2002、2004、2006、2007、2009、2010和2012的8个年份森林生长季节(5月—10月)的优质TM影像。影像轨道号为p 125/r 39。所选影像在研究区域均无云。

通过2002、2006、2010等3个年份7月—9月的QuickBird影像进行精度验证,在这3个月内不同植被长势不同,通过目视解译能较好区分森林和农作物。高分辨率影像成本较高,难以获取与TM在时间上同步的QuickBird影像,但基于3期影像的目视解译足以完成研究结果的精度分析。

3 研究方法

研究方法包含改进的暗目标森林峰TDA(Training Data Automation)方法与基于时间序列的VCT(Vegetation Change Tracker)方法。其中,森林样本自动选取采用改进的森林峰TDA法(Huang等,2008),时间序列的森林变化特征分析采用基于统计学IFZ的VCT。所有影像在处理前都进行了包括几何配准、大气校正、地形校正等预处理,检测流程如图2。

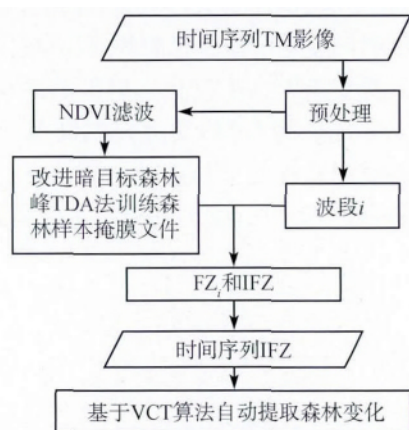


图2 数据流程图

Fig.2 Flow chart of data processing

3.1 影像预处理

以2001年影像为参考标准,采用多项式纠正进行几何配准(Vogelmann等,2011),保证时间序列影像同名像元配准,以满足VCT跟踪过程的正确性。

将影像原始DN值转换成表观反射率后,采用6S模型(Vermote等,1997)进行大气校正,消除大气效应以获取地表真实辐射亮度值。

C校正模型的地形校正效果较好(高永年和张万昌,2008),用其进行地形校正能消除由于地形起

伏而引起的影像辐射亮度值的变化,改善阳坡较亮、阴坡较暗的情况。

预处理后的DN值的数据类型转化为“无符号8 bit”,以便森林选样时的统计分析。

3.2 改进暗目标森林峰TDA法

高覆盖的植被、水体和阴影等地物在某些波长范围内反射率很低,它们在TM影像对应波段的灰度图上会较暗。暗目标法是通过聚集的暗色识别和判断具有暗色特征的地物。森林具有一定覆盖面积,掩膜非森林暗目标后森林覆盖区遥感影像DN值的频率分布直方图会出现峰(森林峰),通过峰的位置可划分典型的森林样本(Huang等,2008)。将暗目标法和森林峰结合起来,自动确定森林样本的方法称为暗目标森林峰TDA法。

水体、暗土壤、火山岩、火烧迹地和不透水的暗表面等可能表现出与森林相似的暗特性,从而影响森林样本选取,称为干扰性暗目标。干扰性暗目标几乎都是非植被,NDVI与植被覆盖度呈正相关,计算该指数并设定阈值可剔除包括土壤、水体在内的干扰性暗目标,提高森林识别能力。研究设定合理的阈值后,省略土壤和水体的掩膜过程,以改进暗目标森林峰选样法。

不同植被类型在相同波段反射率的差异可能会造成频率分布图出现多个峰。首先需要选择合适的波段以减少或消除植被类型的差异造成的森林峰位置的变化,然后对频率分布曲线进行中值滤波,最后建立一种针对不同波段的森林峰阈值选择方案(Huang等,2008),得到理想的森林样本掩膜文件。

小区域内森林种类比较单一,此时选取的森林样本具有较好的正态性(Huang等,2008),因此可将研究区分割成多个小区域来进行森林样本的动态、自动选取。

3.3 森林特征指数计算

通过TDA法得到的森林样本掩膜文件在波段*i*上光谱值的平均值和标准差分别记为 M_i 和 S_i ,如果为其他任意像元在该波段的光谱值赋为 b_i ,那么该像元的森林特征指数 FZ_i 可用式(1)计算:

$$FZ_i = \frac{|b_i - M_i|}{S_i} \quad (1)$$

式中, FZ_i 描述了任意像元与森林的偏离程度,该指数越小,对应像元是森林的可能性越大。当森林的

DN 值具有正态分布规律时,如果 FZ_i 的值为 3,表示该像元有 99% 的可能性属于森林。

对于具有多个波段的 TM 影像而言,选取合适的波段对它们的 FZ_i 值做如式 (2) 的加权求和运算,得到该像元的综合性森林特征指数 IFZ。

$$IFZ = \sqrt{\frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} (FZ_i)^2} \quad (2)$$

式中, NB 是所使用的波段总数。

IFZ 与 FZ_i 具有相同的特点,与森林可能性成负相关,即 IFZ 越高代表该像元是森林的可能性越小,反之则越大。Huang 等人 (2010) 提出使用 3、5、7 三个波段计算 IFZ。但这些波段没有充分利用植被在红波段、近红外波段的表现特性,而由红波段、近红外波段构建的 NDVI 与森林植被高度相关,本研究中利用 3、5、7 波段及 NDVI 计算 IFZ。

3.4 森林动态变化类型

时间序列监测森林动态变化的一个缺陷是难以准确检测出监测开始期和终止期的干扰,定义和划分森林动态类型有利于动态特征提取。本文将森林动态变化类型分为干扰后重建的森林和毁林类别(为区别毁林过程,文中该类均以“毁林类别”出现)。

干扰后重建的森林指监测期内包含毁林、造林及成林一系列过程(Kennedy 等 2007),该类别关注毁林造成的干扰,更强调造林成林等恢复过程。研究通过 IFZ 判断毁林、成林时刻,毁林是突变过程,IFZ 突然增加;造林时刻不易确定,但造林后 IFZ 会

逐渐降低,直至低到阈值以下,此刻为成林时刻。该类动态特征包括干扰起点(毁林时刻 T_1)、恢复终点(成林时刻 T_2)、干扰时长 T 及干扰强度 D ,干扰起点的 IFZ 与阈值之差定义为干扰强度。

三峡库区蓄水、建设人工表面等使森林变为非森林,且在监测期内仅有毁林过程,将其定义为毁林类别,该类动态特征包括干扰起点 T_1 和干扰强度 D 。

监测开始前的造林,在整个监测期中缺少毁林,也不能确定造林的时刻。以监测开始期为起点,若最多需两年成林(最迟监测的第 3 年 IFZ 小于 3)则在监测期内始终是森林(3.5 节,第 3 步);若最少需 3 年成林则是干扰后重建的森林, T_1 为监测起点。研究区在监测期内仅包含造林、成林类别较少,而干扰后重建的森林更强调干扰后的重建,将仅有恢复的类别归并到干扰后重建的森林。

监测终止之前的造林,在整个监测期内缺少成林,若毁林时刻到监测终止期的时长不大于两年,则在监测期内始终是森林(3.5 节,第 3 步);若时长不小于 3 年则是毁林类别。

3.5 时间序列分析

逐像元进行时间序列 IFZ 追踪,得到对应像元的特征指数随时间变化的规律与趋势,最终确定该像元的土地覆盖类型是否发生变化。VCT 的原理是基于时间序列 IFZ 的物理解释,逐像元判断每个时刻的 IFZ,从而映射像元在此刻是森林的可能性。研究进行定性分析和定点分析,图 3 为 VCT 决策步骤。

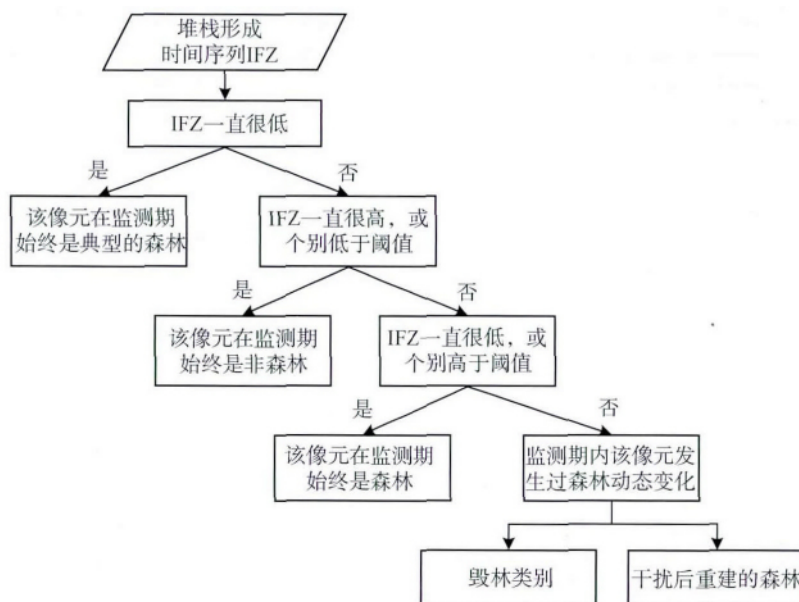


图 3 VCT 决策分析步骤

Fig. 3 Major steps in VCT to determine persisting land cover types and forest disturbance classes by decision rules

将监测期的 IFZ 叠置以获取时序 IFZ, 确定合理的 IFZ 阈值, 进行以下判别:

(1) 监测期内始终是典型森林。IFZ 持续小于设定阈值, 则该像元在监测期内始终是森林, 且森林识别度高, 属于典型森林。

(2) 监测期内始终是非森林。该类别在整个观测期内都具有较高 IFZ 值, 但不排除某一年的 IFZ 突然降低的偶然性, 因此以下都属于该类: 1) 整个监测期内 IFZ 均高于阈值。2) 极少部分时间内 IFZ 低于阈值, 这段时间没有连续超过两年。由于成林需要至少 3 年时间, IFZ 仅连续两年低于阈值可界定为偶然误差。

(3) 监测期内始终是森林。第(1)步已识别典型森林, 但灌木林或一些遥感识别度低的森林并不能一直保持低于阈值的 IFZ。极少部分时间内 IFZ 高于阈值, 但这段时间没有连续超过两年。

(4) 森林动态变化检测。像元没有被分为以上类别, 它应该曾经是森林且具有第(1)步或第(3)步所描述的森林特性, 但在监测时间内这些森林发生了动态变化。

动态变化的像元被分为两大类, 一类是毁林类别, 另一类是干扰后重建的森林。在监测期内, 前期表现出连续低于阈值的 IFZ, 后期连续高于阈值的 IFZ, 且两段时期的时长都在 3 年以上的像元判别为毁林类别。包含毁林、造林和成林过程的像元, 和部分监测开始前造林的像元(3.4 节)都被识别为干扰后重建的森林。

4 实验结果

4.1 TDA 获取森林样本掩膜文件

TDA 选样首先要设定 NDVI 阈值剔除非植被暗目标像元, 由于 NDVI 大小与植被可能性成正相关, 设定的阈值越大非植被的暗目标被滤得越彻底, 同时误删植被像元的可能性也提高(De Fries 和 Townshend, 1994), 实验保守地将阈值设定为 0.2。

研究区地形复杂, 不能以 Huang 等人(2010)提供的 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 划分子影像。本研究以 $3\text{ km} \times 3\text{ km}$ 为基本单位划分子影像, 根据子影像反射率的频率分布特征, 自动提取森林样本。图 4 为 2001 年三峡大坝附近的子影像, 图 4(c) 中黑色部分是滤波后剩余植被。

不同波段提取出来的森林样本不同, 图 5 为子影像(图 4 对应区域)采用 TDA 对 6 个波段提取的森林样本掩膜文件。研究结合 4 个指标来选择合适的森林样本掩膜文件: (1) 频率分布图中峰值的大小; (2) 峰值对应反射率的大小; (3) 频率分布图中反射率的集中趋势; (4) 目视训练出来的掩膜文件。

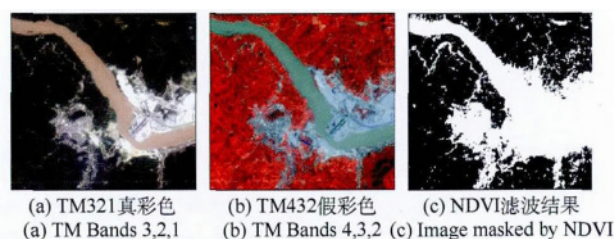


图 4 三峡大坝附近的子影像块

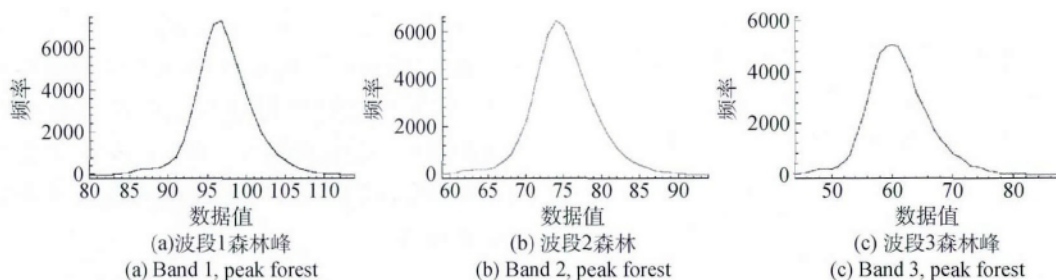
Fig. 4 Submit images in the Three Gorges Dam area

比较图 5 得知波段 1、2、3 提取出的森林峰值高于 4、5、7, 波段 1 和 2 最高, 波段 5 最低。峰值对应 DN 值从大到小的顺序为 1、4、5、2、3、7, 其中波段 5 曲线不平滑。波段 4、5、7 目视解译效果不好, 波段 1、2、3 目视解译效果较好且频率曲线平滑, 反射率的集中趋势提取效果较好。但波段 3 峰值对应的 DN 值更小, 植被在红光波段有一个强吸收峰, 森林峰对应反射率更小、表现得更暗, 因此研究选用波段 3 来提取森林样本掩膜文件。

4.2 变化检测结果

4.2.1 时间序列 IFZ 曲线

TDA 提取的森林样本掩膜文件应用到 3、5、7 和 NDVI 四个波段上计算出相应的 FZ_i , 并通过加权求和运算, 堆栈出时间序列 IFZ。3 被设定为 VCT 检



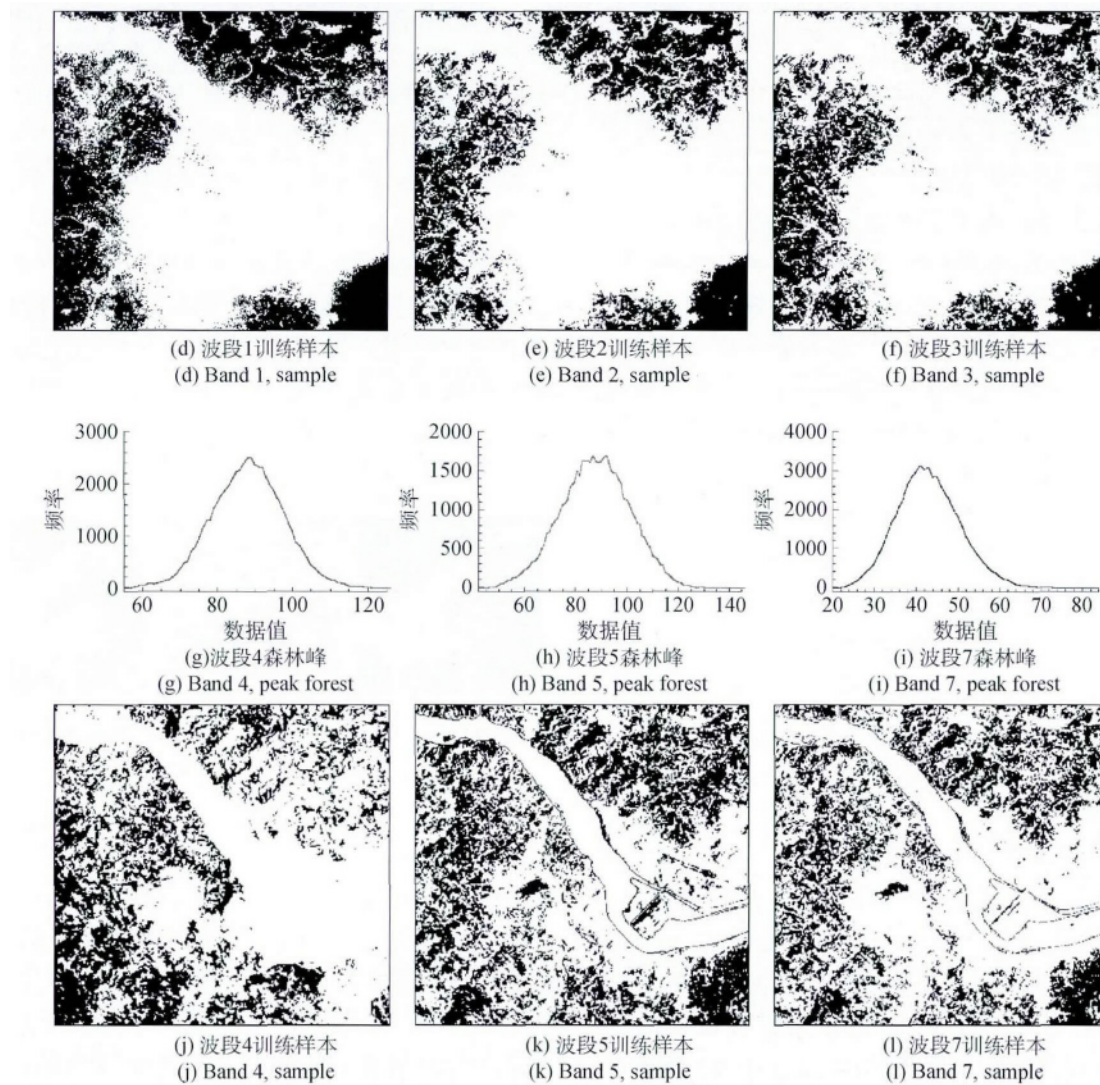


图5 TM 各波段森林峰及对应森林样本(黑色为划分出的森林植被)

Fig.5 Peak forest and forest sample in each TM band (forest vegetation was shown in black area)

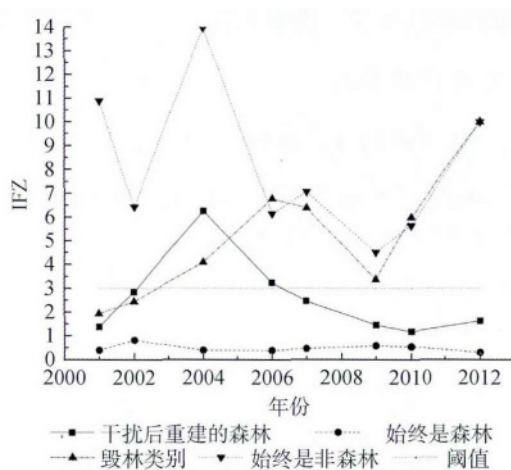


图6 时间序列 IFZ 曲线

Fig.6 IFZ values of different change categories between 2001 and 2012

测的阈值(3.3 节),虽然 3 作阈值有一定的普适性,但针对不同的情况该阈值应适当调整,提高阈值能降低森林漏检,降低阈值能降低森林误检(Huang 等,2010)。

4.2.2 VCT 检测结果图

采用 VCT 实现森林变化检测,最终得到 12 年间研究区变化结果(图 7)。库区内(研究区上半部分)森林动态主要为毁林类别,而库区外(研究区下半部分)森林动态包括干扰后重建的森林和毁林类别。实验结果提供每个像元与森林有关的土地覆盖类型发生变化的特征,图 7 中每一个像元都对应一条如图 6 的曲线,时序曲线为森林动态特征提取提供依据。

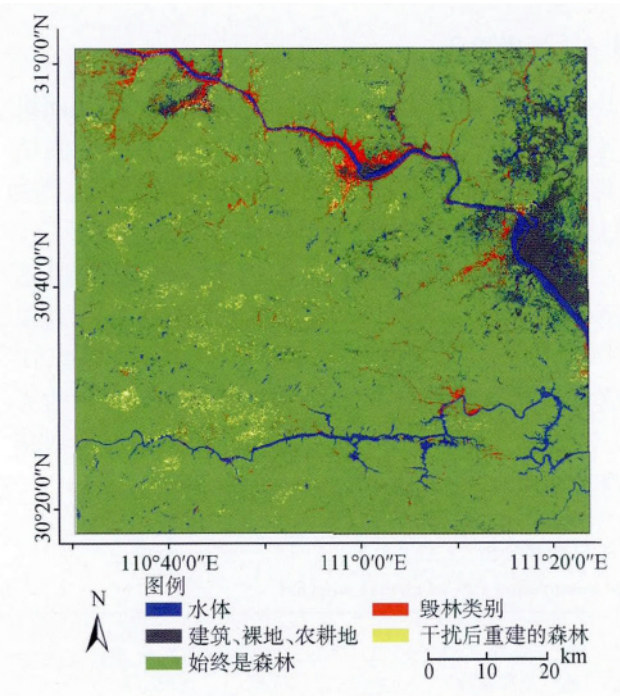


图7 研究区2001年—2012年监测结果
Fig. 7 Results of land cover change monitoring in the study area from 2001 to 2012

4.2.3 森林动态特征提取

通过 VCT 能获取像元的森林动态特征,而斑块水平的森林动态特征需要对该区域所有像元的 IFZ 曲线进行统计分析。森林的最小面积没有准确的定义(FAO, 2001),研究将森林斑块最小面积定为6个像元(6个以上聚集在一起且变化趋势相同的像元被确定为一个斑块),以满足森林斑块动态特征提取和精度验证。

图8是一片干扰后重建的森林各像元时间序列 IFZ 曲线,及该斑块各年份平均 IFZ 时序曲线 Mean,通过时序曲线得到各像元及斑块的动态特征(表1)。

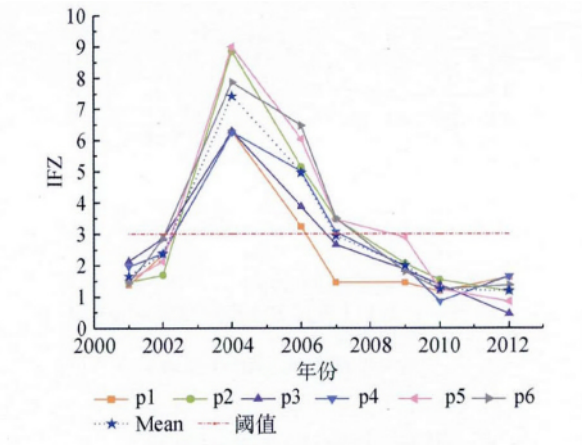


图8 干扰后重建的森林时间序列 IFZ 曲线
Fig. 8 IFZ values of regeneration in 2001–2012

表1 干扰后重建的森林动态特征
Table 1 Disturbance characters of regeneration

像元	干扰起点 /年份	恢复终点 /年份	干扰时长/a	干扰强度
p1	2004	2007	3	3.26
p2	2004	2009	5	5.84
p3	2004	2007	3	3.28
p4	2004	2009	5	3.24
p5	2004	2009	5	5.99
p6	2004	2009	5	4.86
Mean	2004	2009	5	4.41

像元的动态特征可从它们的 IFZ 时序曲线中提取,斑块的干扰强度则通过时序曲线 Mean 得到,而斑块的干扰起点和恢复终点通过统计斑块中像元干扰起点和恢复终点的众数确定。通过曲线 Mean 算得干扰强度 4.41,反映该斑块发生干扰时的综合强度;干扰起点都是 2004 年,而恢复终点各像元有区别,斑块恢复终点是 2009 年。干扰强度反映林地突变的程度,干扰时长反映干扰持续的时间,它们有单项的特征,而两者能共同决定森林动态特征和变化趋势。当两者都很高时说明该干扰对生态和森林格局影响大,反之则影响小。

毁林类别中的干扰强度给生态修复和森林重建提供依据,干扰强度越大说明修复越困难。图9是长江岸上由森林变为水体的区域,表2记录各像元动态特征。其中 1、2、3 号像元到 2006 年已不是森林,而 4—8 号像元到 2007 年才完成毁林,9、10 号像元此时还是森林。本文将 6 个像元定为斑块的最小面积,该区域不能提取斑块动态特征。

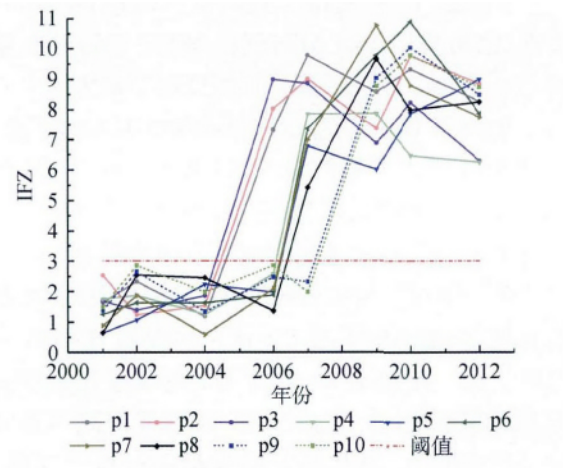


图9 毁林类别时间序列 IFZ 曲线
Fig. 9 IFZ values of deforestation in 2001–2012

表 2 毁林类别的动态特征
Table 2 Disturbance characters of deforestation

像元	干扰起点/年份	干扰强度
p1	2006	4.32
p2	2006	5.02
p3	2006	5.99
p4	2007	4.84
p5	2007	3.78
p6	2007	4.35
p7	2007	3.98
p8	2007	2.42
p9	2009	6.03
p10	2009	5.77

4.3 精度验证

对图 6 中的 4 个类别进行精度验证 ,采用随机选点并通过 QuickBird 影像来识别和判断检测结果。剔除不能构成斑块的点 ,最终选取 11196 个随机样点并得到精度分析表(表 3) 。

通过混淆矩阵的计算得知 ,总体精度达 96.53% ,Kappa 系数 0.9512 ,各类别的漏检率和误检率见表 3。研究更关注森林动态变化的误差 ,比较发现毁林类别的漏检率和误检率较低 ,分别为 2.74% 和 3.64%; 而干扰后重建的森林的漏检率和误检率最高 ,分别为 10.79% 和 10.51% 。

表 3 漏检率和误检率与精度分析
Table 3 Confusion matrix , omission rate and commission rate of change category

随机抽样	地面真实情况/个					漏检率/%	误检率/%
	始终是森林	毁林类别	干扰后重建的森林	始终是非森林	总数		
始终是森林	3421	17	35	4	3477	1.98	1.61
毁林类别	32	4053	94	27	4206	2.74	3.64
干扰后重建的森林	31	73	1166	33	1303	10.79	10.51
始终是非森林	6	24	12	2168	2210	2.87	1.90
总数	3490	4167	1307	2232	11196	18.37	17.66

4.4 NDVI 波段对 IFZ 的影响

在 Huang 等人(2010) 提出的 IFZ 基础上添加 NDVI 后 ,研究区的总体精度比 Huang 等人研究中的 6 个实验区都高。毁林类别的漏检和误检明显降低 ,但干扰后重建的森林的漏检和误检降低并不明显。

比较图 10 中两条干扰后重建的森林的 IFZ 时序曲线 ,若采用 VCT 分析删除 NDVI 后的 IFZ ,干扰终点会变为 2009 年 ,而干扰强度也会增大。

比较图 10 中两条始终是森林的 IFZ 时序曲线 ,虽然通过 VCT 分析删除 NDVI 的 IFZ 也能识别出该像元是未干扰过的森林 ,但在 2002 年、2009 年该像元的 IFZ 值会因大于 3 而判别为偶然误差。

由于 NDVI 与植被高度相关 ,理论而言 ,若像元为森林 ,添加 NDVI 的 IFZ 值会较原始 IFZ 值小; 反之则会大。比较图 10 中曲线发现两像元大部分时间符合这个规律 ,添加 NDVI 波段能提高 IFZ 对森林的识别能力 ,毁林类别的漏检和误检明显降低。识别干扰后恢复的森林能力较 Huang 等人(2010)

检测精度有一定水平的提高 ,漏检率和误检率分别为 10.79% 和 10.51% ,但没有毁林类别监测精度提升的明显。这主要是因为干扰后灰度的森林的监测不仅与 IFZ 有关 ,还与 VCT 规则有关。

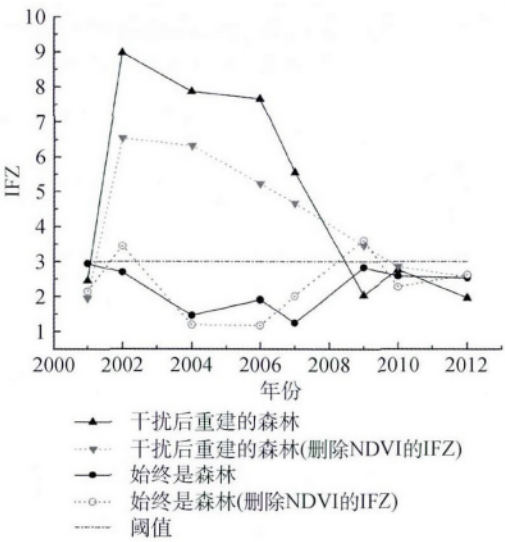


图 10 两种 IFZ 时间序列曲线
Fig. 10 Different IFZ curves in 2001—2012

5 讨论

5.1 改进的暗目标森林峰 TDA 法

森林群落在红波段表现出强吸收、低反射率,在影像上的亮度偏暗,但水体、建筑物阴影等也会形成暗目标。因此,获取准确的森林样本必须将森林暗目标与其他目标分离。通过设定 NDVI 阈值掩膜来剔除干扰性暗目标,得到仅有森林的暗目标区域,利用森林暗目标区域的频率分布特征的峰确定森林样本。设定合理的阈值后,该过程可全自动实现。地形校正后消除了阴影的影响,研究区干扰性暗目标主要为水体,而大部分水体 NDVI 小于 0。就本文研究区而言,阈值设置在 0 以上都能较好剔除水体。但目标区域内大部分森林都非常茂盛,在不造成大量的森林像元误删的前提下,稍微提高 NDVI 阈值可以更加有效剔除非植被地物。

该方法要求应用对象的频率分布比较集中,即某波段上频率分布直方图中的峰除了明显还需峰值较高。试验发现 $3\text{ km} \times 3\text{ km}$ 影像块内频率分布直方图中森林分布较集中,文中将研究区分成多个子影像块以提高 IFZ 对森林的识别能力。

5.2 IFZ 指数的特点

IFZ 是基于统计的参数,不同于 NDVI 这类经验森林指数,其有一定的灵活性和可移植性。文中 IFZ 选取 DN 值为基础参数进行统计分析得到综合森林特征指数,基础参数能够得到有效拓展,能转换成 NDVI 等经验类指数。

IFZ 是由多个 FZ_i 通过加权求和得到, FZ_i 的实质是基于统计学描述任意像元与森林样本的偏离程度。每一个 FZ_i 都是基于森林样本计算出的数值,不同波段计算出来的 FZ_i 与真实森林的相关性不同,因此 FZ_i 个数对 IFZ 积分结果有一定影响。 FZ_i 并非越多越好,而是要根据分析对象在各波段反映出的特点来确定合理波段和特征。由于 NDVI 能更好的反映植被的特点,在加入了 NDVI 后,森林识别能力增强,同时检测效果要优于没有加入 NDVI 时的效果。

文中的统计要求森林服从严格正态分布,IFZ 阈值才能设定为 3(其含义是样本均值及其 3 倍标准误差得到的区间估计),满足 99% 的森林像元对应 IFZ 小于 3。但现实林分不可能满足严格的正态分布,适当提高 IFZ 的阈值会降低森林的漏检、提高误检,虽然 3 作阈值有很强的普适性,但 3 并非唯一的

IFZ 阈值。

基于 TDA 生成动态森林样本掩膜文件计算的 IFZ 在空间和时间均有很强的可比性。由于划分了多个子影像,像元 IFZ 反映出与选样区内典型森林的偏离程度,以满足空间上森林的识别。3.3 节式(1)对像元 DN 值做归一化处理,因此 IFZ 在时间上也有很强的可比性,以保证正确提取森林动态特征。

5.3 森林动态特征信息提取存在的问题

文中森林动态变化分为两类是为了特征信息的提取。由于长江防护林工程启动时间较早,大面积的造林都在研究监测期之前,将这样的造林细分和归并(3.4 节),以避免缺失监测期前的造林特征信息。

干扰后重建的森林类别中干扰起点可能会比现实林分晚一年,因为采伐是在秋季进行,而研究数据均为生长季节影像。树木生长到林分郁闭是一个渐变的过程,在成林过程中现实森林郁闭与遥感图像上反映出来成林可能在时间上不一致,但本文以 IFZ 为标准来确定遥感检测的成林时间。这种现实森林变化信息和遥感检测信息的误差是一个难题。

本文尝试提取森林斑块变化特征,但图 9 中各像元干扰起点不能保持同步,以致未能形成斑块。该区域处于长江边、高程变化较大,可能受三峡大坝蓄水高度的变化或消落带影响才会使同一片森林在不同的时间被毁。若能获得野外调查数据或协同高程进行分析,对斑块特征提取有更好的帮助。像元信息整合成斑块能反映整个森林动态特征,但如何更好地实现斑块信息提取是后期研究重点。

5.4 实验结果讨论

研究数据为每年生长季节的影像,通过 TDA 虽然能自动、动态提取森林样本,但森林和极少数农用地在光谱上表现出强烈的一致性(Desclée 等, 2006)从而降低了选样精度。区分森林和农用地有两种方式:从方法上改进,寻找一种能区分森林和农用地(Nordberg 和 Evertson, 2005; Lu 和 Weng, 2007)的经验参数来选样并计算 IFZ;从数据源上改进,通过植被的物候和农作周期(Mertens 和 Lambin, 2000; Vogelmann 等, 2011)来选取一年多幅影像识别森林和某些难以区分的农用地。

实验精度表明添加 NDVI 的 IFZ 提高了森林的识别能力,虽然干扰后重建的森林的检测精度提高不明显,但通过表 3 得知始终是森林、始终是非森林、毁林类别这 3 类的检测精度显著提高。干扰后重建的森林的误差包含森林中的林窗未能识别、农用地引起的误检等。有两种减小误差的方法,一种是适当调节森林 IFZ 的阈值,或多次设置阈值重复 VCT 过程(Huang 等, 2009); 另一种是通过一年内获取多幅影像以缩短时间间隔,综合降低森林动态类型的漏检和误检。

6 结 论

改进后的暗目标森林峰 VCT 算法能一次完成森林选样前的工作,而 NDVI 阈值需根据不同研究区域来确定。阈值没有非常严格的要求,但随着阈值增大,非植被区域被剔除得更彻底,森林植被区被剔除的可能性也增加。添加 NDVI 特性构建出来的 IFZ 能提高森林的识别度,从而提高整体精度。但扰动后重建的森林检测还与 VCT 算法有关,本文中该类别的检测能力没有很明显提高。森林动态特征提取过程中,像元的时间序列特征信息能以一定的方式整合,能得到森林斑块动态变化的特征信息。

本研究中暗目标森林峰 TDA 和 VCT 动态分析是一套自动森林选样和森林动态变化检测的方法,在资源监测方面的发展和应用有一定的意义。该自动化过程需要确定剔除干扰性暗目标的 NDVI 阈值、子影像划分的面积、VCT 检测森林时 IFZ 的阈值以及整合像元的最小斑块面积,本文设定的这些阈值有一定的普适性,但针对不同的区域其阈值需要通过试验确定。

参考文献(References)

- Chen G, Hay G J, Castilla G, St-Onge B and Powers R. 2011. A multi-scale geographic object-based image analysis to estimate lidar-measured forest canopy height using Quickbird imagery. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(6): 877 – 893 [DOI: 10.1080/13658816.2010.496729]
- Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B and Lambin E. 2004. Review Article Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 25(9): 1565 – 1596 [DOI: 10.1080/0143116031000101675]
- De Fries R S and Townshend J R G. 1994. NDVI-derived land cover classifications at a global scale. *International Journal of Remote Sensing*, 15(17): 3567 – 3586 [DOI: 10.1080/01431169408954345]
- Deng J S, Wang K, Hong Y and Qi J G. 2009. Spatio-temporal dynamics and evolution of land use change and landscape pattern in response to rapid urbanization. *Landscape and Urban Planning*, 92(3/4): 187 – 198 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2009.05.001]
- Desclée B, Bogaert P and Defourny P. 2006. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 102(1/2): 1 – 11 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.01.013]
- FAO. 2001. Global forest resources assessment 2000//Main Report. FAO Rome: FAO
- Fassnacht K S, Gower S T, MacKenzie M D, Nordheim E V and Lillesand T M. 1997. Estimating the leaf area index of North Central Wisconsin forests using the landsat thematic mapper. *Remote Sensing of Environment*, 61(2): 229 – 245 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00005-9]
- Franklin J. 1986. Thematic mapper analysis of coniferous forest structure and composition. *International Journal of Remote Sensing*, 7(10): 1287 – 1301 [DOI: 10.1080/01431168608948931]
- Fuller D O, Jessup T C and Salim A. 2004. Loss of forest cover in Kalimantan, Indonesia, since the 1997–1998 El Niño. *Conservation Biology*, 18(1): 249 – 254 [DOI: 10.1111/j.1523-1739.2004.00018.x]
- Gao Y N and Zhang W C. 2008. Comparison test and research progress of topographic correction on remotely sensed data. *Geographical Research*, 27(2): 467 – 477 (高永年, 张万昌. 2008. 遥感影像地形校正研究进展及其比较实验. *地理研究*, 27(2): 467 – 477) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0585.2008.02.024]
- Gopal S and Woodcock C. 1996. Remote sensing of forest change using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2): 398 – 404 [DOI: 10.1109/36.485117]
- Hansen M C, Roy D P, Lindquist E, Adusei B, Justice C O and Altstatt A. 2008. A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin. *Remote Sensing of Environment*, 112(5): 2495 – 2513 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.11.012]
- Horler D N H and Ahern F J. 1986. Forestry information content of Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, 7(3): 405 – 428 [DOI: 10.1080/01431168608954695]
- Huang C G, Song K, Kim S H, Townshend J R, Davis P, Masek J G and Goward S N. 2008. Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis. *Remote Sensing of Environment*, 112(3): 970 – 985 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.07.023]
- Huang C G, Goward S N, Schleeweis K, Thomas N, Masek J G and Zhu Z L. 2009. Dynamics of national forests assessed using the Landsat record: case studies in eastern United States. *Remote sensing of Environment*, 113(7): 1430 – 1442 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.016]
- Huang C G, Goward S N, Masek J G, Thomas N, Zhu Z L and Vogelmann J E. 2010. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sensing of Environment*, 114(1): 183 – 198 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.08.017]
- Huemmmrich K F and Goward S N. 1997. Vegetation canopy PAR absorp-

- tance and NDVI: an assessment for ten tree species with the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 61(2): 254–269 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00042-4]
- Im J, Jensen J R and Tullis J A. 2008. Object-based change detection using correlation image analysis and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 29(2): 399–423 [DOI: 10.1080/01431160601075582]
- Kennedy R E, Cohen W B and Schroeder T A. 2007. Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 110(3): 370–386 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.03.010]
- Leuning R, Cleugh H A, Zegelin S J and Hughes D. 2005. Carbon and water fluxes over a temperate *Eucalyptus* forest and a tropical wet/dry savanna in Australia: measurements and comparison with MODIS remote sensing estimates. *Agricultural and Forest Meteorology*, 129(3/4): 151–173 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2004.12.004]
- Liu L J, Pang Y, Zhang X Y, Solberg S, Fan W Y and Li Z Y. 2012. Monitoring forest growth disturbance using time series MODIS EVI data. *Scientia Silvae Sinicae*, 48(2): 54–62 (刘丽娟, 庞勇, Zhang X Y, Solberg S, 范文义, 李增元, 李明泽. 2012. 基于时间序列 MODIS EVI 数据的森林生长异常监测. *林业科学*, 48(2): 54–62 [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20120208])
- Lu D, Mausel P, Brondizio E and Moran E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12): 2365–2401 [DOI: 10.1080/0143116031000139863]
- Lu D and Weng Q. 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5): 823–870 [DOI: 10.1080/01431160600746456]
- Mertens B and Lambin E F. 2000. Land-cover-change trajectories in southern Cameroon. *Annals of the association of American Geographers*, 90(3): 467–494 [DOI: 10.1111/0004-5608.00205]
- Munroe D K, Southworth J and Tucker C M. 2004. Modeling spatially and temporally complex land-cover change: the case of western Honduras. *The Professional Geographer*, 56(4): 544–559 [DOI: 10.1111/j.0033-0124.2004.00447.x]
- Nagendra H, Munroe D K and Southworth J. 2004. From pattern to process: landscape fragmentation and the analysis of land use/land cover change. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2/3): 111–115 [DOI: 10.1016/j.agee.2003.09.003]
- Nielsen A A. 2007. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi- and hyperspectral data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(2): 463–478 [DOI: 10.1109/TIP.2006.888195]
- Nordberg M L and Evertson J. 2005. Vegetation index differencing and linear regression for change detection in a Swedish mountain range using Landsat TM[®] and ETM+[®] imagery. *Land Degradation & Development*, 16(2): 139–149 [DOI: 10.1002/ldr.660]
- Olsson H. 1995. Reflectance calibration of thematic mapper data for forest change detection. *International Journal of Remote Sensing*, 16(1): 81–96 [DOI: 10.1080/01431169508954373]
- Peterson D L, Spanner M A, Running S W and Teuber K B. 1987. Relationship of thematic mapper simulator data to leaf area index of temperate coniferous forests. *Remote Sensing of Environment*, 22(3): 323–341 [DOI: 10.1016/0034-4257(87)90087-3]
- Potapov P V, Turubanova S A, Hansen M C, Adusei B, Broich M, Altstatt A, Mane L and Justice C O. 2012. Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000–2010, with Landsat ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 122: 106–116 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.08.027]
- Shi H, Wang X, Xue J H, Li Y, Xu Y N and Wu Y B. 2012. A rapid assessment method for forest disaster based on MODIS/NDVI time series: a case study from Guizhou Province. *Acta Ecologica Sinica*, 32(11): 3359–3367 (侍昊, 王笑, 薛建辉, 李杨, 徐雁南, 吴永波. 2012. 基于 MODIS/NDVI 时间序列的森林灾害快速评估方法——以贵州省为例. *生态学报*, 32(11): 3359–3367) [DOI: 10.5846/stxb201105170644]
- Singh A. 1989. Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 10(6): 989–1003 [DOI: 10.1080/01431168908903939]
- Soudani K, François C, Le Maire G, Le Dantec V and Dufrêne E. 2006. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands. *Remote Sensing of Environment*, 102(1/2): 161–175 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.02.004]
- Souza C Jr, Firestone L, Silva L M and Roberts D. 2003. Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models. *Remote Sensing of Environment*, 87(4): 494–506 [DOI: 10.1016/j.rse.2002.08.002]
- Stow D, Hamada Y, Coulter L and Anguelova Z. 2008. Monitoring shrubland habitat changes through object-based change identification with airborne multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 112(3): 1051–1061 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.07.011]
- Turner D P, Ritts W D, Cohen W B, Gower S T, Zhao M S, Running S W, Wofsy S C, Urbanski S, Dunn A L and Munger J W. 2003. Scaling gross primary production (GPP) over boreal and deciduous forest landscapes in support of MODIS GPP product validation. *Remote Sensing of Environment*, 88(3): 256–270 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.06.005]
- Vermote E F, Tanré D, Deuze J L, Herman M and Morcrette J J. 1997. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: an overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3): 675–686 [DOI: 10.1109/36.581987]
- Vogelmann J, Tolk B, Xian G Z and Homer C. 2011. Monitoring forest and rangeland change in the United States using Landsat time series data // American Geophysical Union Fall Meeting Abstracts. San Francisco, USA: AGU: 1–5
- Wang Y, Woodcock C E, Buermann W, Stenberg P, Voipio P, Smolander H, Häme T, Tian Y H, Hu J N, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2004. Evaluation of the MODIS LAI algorithm at a coniferous forest site in Finland. *Remote Sensing of Environment*, 91(1): 114–127 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.02.007]
- Xiao X M, Boles S, Liu J Y, Zhuang D F and Liu M L. 2002. Characterization of forest types in Northeastern China, using multi-temporal SPOT-4 VEGETATION sensor data. *Remote Sensing of Environment*, 82(2/3): 335–348 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00051-2]

Forest change detection based on time series images with statistical properties

HUANG Chunbo , DIAN Yuanyong , ZHOU Zhixiang , WANG Di , CHEN Ruidong

Huazhong Agricultural University , College of Horticulture and Forestry Sciences , Wuhan 430070 , China

Abstract: Research on forest dynamic changes has a significant meaning for revealing changes in ecosystem , overall arrangement , and vegetation recovery. Time series remote sensing image provides abundant data for forest monitoring. This paper presents a novel method for forest cover change detection with time series images. (1) On the basis of the statistical properties of a forest area , a modified dark object identification method , which added NDVI to filter other dark objects , was used to acquire forest samples. (2) A new Integrated Forest Z-score (IFZ) that added NDVI was constructed on the basis of the forest samples to indicate forest characteristic. (3) A time series IFZ value was used to identify forest cover changes. The research area was in Three Gorges Dam. Peripheral area and Thematic Mapper images in every growing season (May-October) from 2001 to 2012 in this area were acquired. The accuracy of the change detection results was evaluated by t-test using QuickBird images in the growing season (July-September) in 2002 , 2006 , and 2012. The overall precision was 96.53% , and the Kappa coefficient was 0.9512. The commission and omission errors of this class were 2.74% and 3.64% respectively. The accuracy of the disturbance-restoration class was also improved but not as significant as that of the deforestation class; its commission and omission errors were 10.79% and 10.51% respectively. The modified dark object method could improve the efficiency of sampling , and the new IFZ that added NDVI could identify forest effectively. In addition , the novel method not only identified forest quality changes , but also detected the time and degree of disturbance quantitatively.

Key words: forest score , dynamic monitoring , statistical properties , image segmentation , information extraction , time series