

doi: 10.3969/j.issn.1671-3168.2013.02.002

基于缨帽变换的景洪市时间序列 Landsat 影像森林扰动 自动识别方法研究

张连华^{1,2}, 庞勇², 岳彩荣¹, 李增元²

(1. 西南林业大学, 云南 昆明 650224; 2. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091)

摘要: 森林扰动是森林生态系统演替的主要过程, 对区域生态平衡与稳定起着重要作用。Landsat 影像不仅具有较高的分辨率(30 m), 而且具有海量的免费数据获取源, 适合于做时间序列的森林干扰信息提取。作者以云南省景洪市为例, 根据影像的光谱特征, 首先自动获取纯净森林训练样本, 然后结合缨帽变换过程中得到的土壤亮度、植被绿度以及湿度等信息, 建立归一化的扰动指数图像, 最后结合时间序列分析提取森林扰动信息, 并对精度做了验证与评价。结果表明, 该方法在不受季相影响的情况下能准确地检测出森林扰动信息, 具有较高的精度。对如何减弱季相与部分农作物的影响还有待于进一步研究。

关键词: 时间序列; Landsat 影像; 扰动指数; 缨帽变换; 森林扰动; 景洪市

中图分类号: S757; P283.8 文献标识码: A 文章编号: 1671-3168(2013)02-0006-07

Forest Disturbance Automatic Identification Method Based on Time Series Landsat Image of Tasseled Cap Transformation

ZHANG Lian-hua^{1,2}, PANG Yong², YUE Cai-rong¹, LI Zeng-yuan²

(1. Southwest Forestry University, Kunming 650224, China;

2. Research Institute of Forest Information Techniques, Chinese Academy of Forestry Science, Beijing 100091, China)

Abstract: Forest disturbance is the main course of forest ecological system development, which played an important role of the regional ecological balance and stability. Landsat image not only has the high resolution of 30m, but also has mass of free data acquisition source, which is suitable for time series of forest disturbance information extraction. According to the image spectral features, and taking Jinghong city of Yunnan province as example, pure forest training samples was automatic obtained at first, then combining the information of soil brightness, vegetation greenness and humidity got from tasseled cap transformation process, the normalized disturbance index image was established, finally forest disturbance information was obtained combining with time series analysis, and the accurate was evaluated and verified. The results showed that the algorithm of training data automation could accurately detect forest disturbance infor-

收稿日期: 2013-02-14.

基金项目: 国家 863 课题“全球森林生物量和碳储量遥感估测关键技术(编号: 2012AA12A306)”和亚太森林恢复与可持续管理网络项目“Forest Cover and Aboveground Biomass Mapping in the Greater Mekong Subregion and Malaysia (编号: 2011PA004)”资助。

作者简介: 张连华(1989-) 男, 山东聊城人, 硕士研究生。从事遥感数据处理与分析、3S 技术在林业中的应用等研究。Email: sdzhanglh@126.com

通讯作者: 庞勇(1976-) 男, 安徽太和人, 副研究员。从事激光雷达森林参数反演、林业遥感机理模型等研究。Email: caf_pang@gmail.com

mation without seasonal effect and have high precision , but how to reduce the impact of seasonal and some crops still needs further studies.

Key words: time series; Landsat image; disturbance index; tasseled cap transformation; forest disturbance; Jinghong

森林是陆地上最大的生态系统,由于其群落结构复杂,且多分布于湿润较湿润地区,因此其种群密度和群落结构能够长期处于稳定状态。然而剧烈的森林大火和大规模砍伐会使茂密的森林冠层消失,从而使得森林群落更替为疏林、低矮灌丛甚至草地。这是一种打破稳定的突发质变过程,而恢复森林群落结构特征一般需要较长的时间,因此森林扰动严重影响着区域生态平衡与稳定,而且也是全球变化研究中重要的组成部分^[1-2]。

传统的森林变化检测主要采用地面调查与测量的方法,工作量大且更新周期长。随着遥感技术的发展,国内外学者陆续开展了相应的方法研究,但是这些方法受分析人员经验、分类体系、地理环境等因素的影响,阈值的设定也因影像获取的时间与地点的不同而不同,因此这些方法无法得到广泛的推广^[2-3]。因此,研究一种全自动的、不受阈值限定的较高分辨率的快速森林扰动识别方法具有深刻的实际意义。

Landsat 影像具有较高的空间分辨率(30 m)并且可以从美国地质调查局 USGS(United States Geological Survey)免费获得连续的多时间序列正射影像,其时间分辨率也可以达到检测每年森林扰动的要求^[4]。因此本研究采用空间分辨率与时间分辨率均较高的 Landsat 影像,参考国外专家学者的最新森林扰动自动识别研究成果,探索使用时间序列扰动指数自动识别热带森林扰动的方法。

1 试验区及数据

1.1 试验区

以云南省景洪市市区及周边为试验区,地理位置为东经 100°42′~100°52′,北纬 21°50′~22°4′。该试验区属北热带和南亚热带湿润季风气候,长夏无冬,干湿季分明,基本无霜。近些年,随着景洪市社会经济的发展,其经济发展方式转变为经济林业和农业,森林结构发生了巨大变化,而目前并没有利用较高分辨率尺度的遥感数据进行森林扰动识别的研究。

1.2 Landsat ETM+ 数据

对于订购自 USGS 的 Landsat 影像首先应该进

行针对性的选取以便获得高质量的时间序列影像,从而得到更好的扰动分析结果。影像的选取主要依靠以下 2 个原则^[5]:

1) 由于云覆盖会影响地表像元的真实识别,因此选取的影像应该保证较低云覆盖度。

2) 由于落叶时期影像的森林像元会受地表土壤的影响,为了保证扰动识别的精度,需要选取成像时间为有叶时期的影像。

受印度季风导致的季节性水分胁迫影响,该地区的热带雨林在干季(11月~次年4月)会出现明显的凋落高峰,并且随着海拔的升高凋落量会增加^[6]。此外,景洪市的森林砍伐一般发生在雨季来临之前的12月至次年2月,为识别出这些扰动信息,订购了美国地质调查局(USGS)中景洪市(轨道号 p130r045)1999~2010年间所有云覆盖低于20%的湿季 Landsat 影像,然后从每一年影像中选取一景质量最好的影像(表1)进行2000~2010年森林扰动的自动识别检测与制图,可为国内相关领域的研究与决策提供一定的参考。

表 1 研究所使用的 ETM+ 数据
Tab. 1 ETM+ data used in this study

影像 ID	成像时间	云覆盖 / %
LE71300451999359EDC00	1999. 12. 25	0
LE71300452000074SGS00	2000. 03. 14	0
LE71300452001108SGS00	2001. 04. 18	8
LE71300452002111SGS00	2002. 04. 21	0
LE71300452003322ASN01	2003. 11. 18	6
LE71300452004117ASN02	2004. 04. 26	3
LE71300452005119PFS00	2005. 04. 29	3
LE71300452006138PFS00	2006. 05. 18	16
LE71300452007109SGS00	2007. 04. 19	9
LE71300452008112SGS00	2008. 04. 21	1
LE71300452009114PFS00	2009. 04. 24	5
LE71300452010309EDC00	2010. 11. 05	5

对于每一年的影像首先进行预处理:包括辐射定标以及基于“MODIS/6S”模型的大气校正,从而

得到 1999 ~ 2010 年间的时间序列地表真实反射率影像^[7]。

1.3 外业调查数据

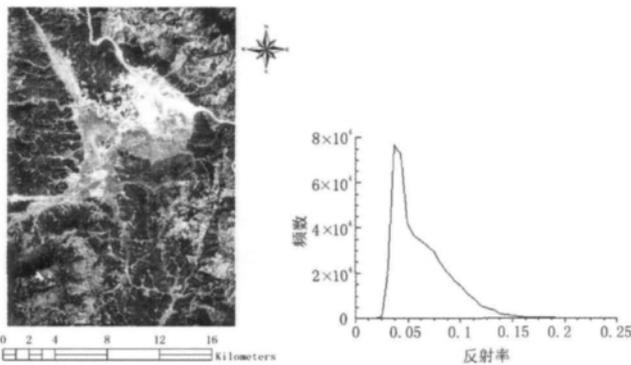
研究后期还结合扰动制图的结果进行了外业验证样本点的调查。外业首先根据扰动制图结果得到每一个样本点的地理坐标,并通过 GPS 导航等方式找到其大体位置,然后通过询问当地人员或判断幼龄林年龄的方法来判断该样本点的具体扰动年份。为确保验证样本的准确可靠性,利用差分 GPS 技术测定每一验证样本点的经纬度信息,同时使用数码相机以该样本点为中心分别取上、下、东、西、南、北 6 个方向进行拍照记录,以便后续验证工作的整理与分析。为保证验证样本点不受遥感影像分辨率的影响,每个验证样本点均距林缘 100 m 以上。

2 时间序列森林扰动自动识别

2.1 森林训练样本自动提取

2.1.1 云及暗物质掩膜

由于绿色植被的光吸收以及森林冠层的遮挡作用,森林在有叶时期 Landsat 影像的部分波段中相对于其他地物如裸土、建筑物等具有较低的亮度值,因此在直方图中森林出现在反射率较低边缘的一侧。当影像中存在足够多的森林像元时,就可以在直方图中形成森林峰值(图 1)。因此,可以利用该光谱特性在直方图中自动识别出森林像元。



(a) 2000 年原始 ETM + 真彩色合成影像(R: 3 G: 2 B: 1)

(b) 第三波段直方图

图 1 依据直方图的森林峰值提取森林训练样本的方法
Fig. 1 Method of distinguishing forest training data using forest peak in a histogram

在实际的遥感影像中,往往存在比森林像元反射率更低的物质,如水体、云阴影等,这些地物在直

方图中往往会在森林之前形成峰值,从而干扰森林峰值的自动识别^[3]。为了消除这些比森林更暗物质对森林峰值识别的影响,首先基于光谱规则对云阴影以及水体进行自动识别并掩膜^[8]。

同样,由于试验区位于热带地区,不可避免地会存在很多具有云覆盖的影像,这些云覆盖区域的很多重要地物信息根本无法提取,对扰动的识别具有很大的影响,因此必须在扰动研究之前进行云的识别并掩膜^[9]。目前自动云覆盖评估 ACCA (Automatic Cloud Cover Assessment) 算法已广泛应用于 Landsat 7 影像的云覆盖自动识别,并得到了全球专家的一致认可^[10]。同时,为了尽可能地消除云以及云阴影边界的影响,对于掩膜区域进行了一定的缓冲区膨胀处理^[11]。

2.1.2 森林训练样本自动提取

经过上述暗物质掩膜之后的影像直方图中反射率值低于森林峰值的像素便是纯净森林像素,同时由于一景 Landsat 影像扫描宽度为 185 km,其覆盖范围一定具有多种不同的森林类型,而不同的森林类型其红光反射会存在差异而导致形成的森林峰值也有所不同,为使得提取的森林训练样本包含尽可能多的森林类型,应该将一景 Landsat 影像划分成多个窗口分别进行直方图分析。经过实验分析发现,窗口大小为 400 × 400 像素范围时,不但能保证形成森林峰值,而且能够提取不同类型的森林训练样本。按照该种方式,将一景 Landsat 影像逐一窗口地进行直方图分析便可以提取出该景影像的纯净森林训练样本^[3]。

2.2 扰动指数计算

2.2.1 缨帽变换

缨帽变换最早是由 Kauth 和 Thomas (1976) 提出,因此也称为 K - T 变换,指在多维光谱空间中,通过线性变换、多维空间的旋转,将植物、土壤信息投影到多维空间的一个平面上,在这个平面上使植被生长状况的时间轨迹(光谱图形)和土壤亮度轴相互垂直。其中植被生长过程的光谱图形呈所谓的“缨帽”图形,而土壤光谱则构成一条土壤亮度线,有关土壤特征的光谱变化都沿土壤亮度线方向产生^[12]。

针对 Landsat 7 的 ETM + 反射率影像数据,其缨帽变换的系数如表 2 所示^[13]:

表 2 ETM + 反射率影像缨帽变换系数

Tab. 2 Coefficient of tasseled cap transformation of ETM + reflectance image

指数	波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 7
亮度	0.3561	0.3972	0.3904	0.6966	0.2286	0.1596
绿度	-0.3344	-0.3544	-0.4556	0.6966	-0.0242	-0.2630
湿度	0.2626	0.2141	0.0926	0.0656	-0.7629	-0.5388

其中第一分量亮度反映的是土壤亮度信息, 第二分量绿度与绿色植被长势、覆盖度等信息直接相关, 第三分量为湿度^[12], 如图 2 所示。

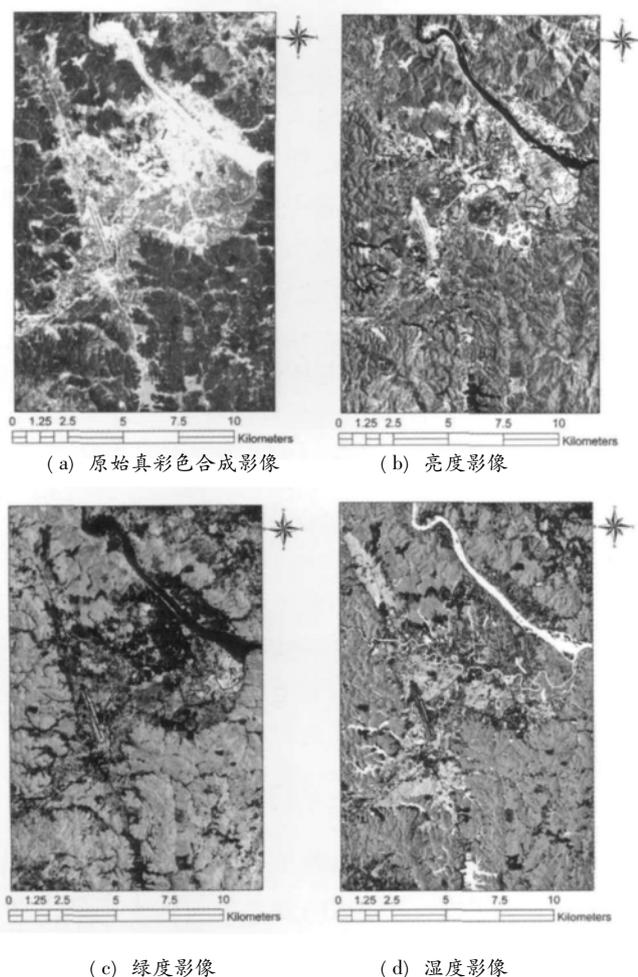


图 2 缨帽变换前三分量影像

Fig. 2 Three component images of tasseled cap transformation

通过对三分量的影像解译识别可以看出: 在亮度影像中, 森林相对于城镇、裸地等具有较低的亮度值, 而在绿度影像中, 森林相对于城镇、裸地、农田等有较高的亮度值; 在湿度影像中, 森林也具有相对较

高的亮度值。因此, 根据这 3 个主成分可以将森林与其他地物如城镇、裸地、农田等区分开来。

2.2.2 影像归一化——扰动指数的计算

将上述提取出的每一景 Landsat 影像中的纯净森林训练样本以及缨帽变换得到的三主成分亮度、绿度、湿度影像进行进一步分析, 计算每一像素与纯净森林像素的相似性, 并依此判断该像素是森林像素的可能性大小。在此定义扰动指数 DI (Disturbance Index) 用于表征该相似性, 即每一像素 p 与该景影像中纯净森林训练样本空间中心的归一化距离^[2]:

$$DI_p = \frac{b_p - \bar{b}}{SD_b} - \frac{g_p - \bar{g}}{SD_g} - \frac{w_p - \bar{w}}{SD_w} \quad (\text{公式 1})$$

其中 \bar{b} , \bar{g} , \bar{w} 以及 SD_b , SD_g , SD_w 分别表示该景影像中纯净森林训练样本亮度、绿度、湿度的均值以及方差, 而 b_p , g_p , w_p 则代表该景影像中像素 p 的亮度、绿度、湿度。由上述分析可知, 森林像素具有较低的亮度值与较高的绿度、湿度值, 因此由该公式不难看出: DI_p 越小代表该像素距森林训练样本空间中心越近, 越有可能是森林像元, 相反, DI_p 越大越有可能是非森林像素^[2]。

2.3 时间序列分析

2.3.1 时间差值

通过上述步骤, 已经将每年的 Landsat 影像归一化为各自的扰动指数 (DI) 影像, 但是由于在归一化之前做了水体、云以及云阴影等掩膜, 因此在云以及云阴影覆盖的区域并无有效的地物信息, 这对干扰的识别检测会产生较大的影响。为了减弱该影响, 在时间序列分析之前应该首先对这些掩膜区域进行时间差值分析。对于第 i 年掩膜的像素 x 而言, 其值可以使用该像素在前一年 p 与后一年 n 的未被掩膜的 DI_p 与 DI_n 均值替代, 而如果前一年 p 同时也被掩膜, 则采用最邻近法使用后一年 n 的未被掩膜的 DI_n 替代。同理, 如果后一年 n 被掩膜, 则使用前一年 p 的未被掩膜的 DI_p 替代^[1]。这样, 经过时间差值优化后的扰动指数影像便消除了前期预处理中掩膜对于后期扰动识别检测的影响。

2.3.2 扰动识别

基于上述分析可知, 如果一个像素在某一年的 DI 值较小, 说明该像素在该时期可能为森林, 相反, 值越大越有可能为非森林。经过实际森林像素提取算法试验以及影像的时间序列分析发现: 未发生扰动的森林像素其 DI 值一般每年均小于 5.0, 而发生扰动的森林像素 (如采伐更新、城镇建设等) 一般恢

复森林特征需要 3 年或更长时间,因此这些扰动像素在其扰动年份以及扰动之后的 3 年内 DI 值均大于 5.0(图 3)。根据这些时间——指数属性即可判断识别出未发生变化的森林、非森林像素,并进一步判断识别出扰动像素的具体扰动年份信息等,同时得到扰动制图结果。

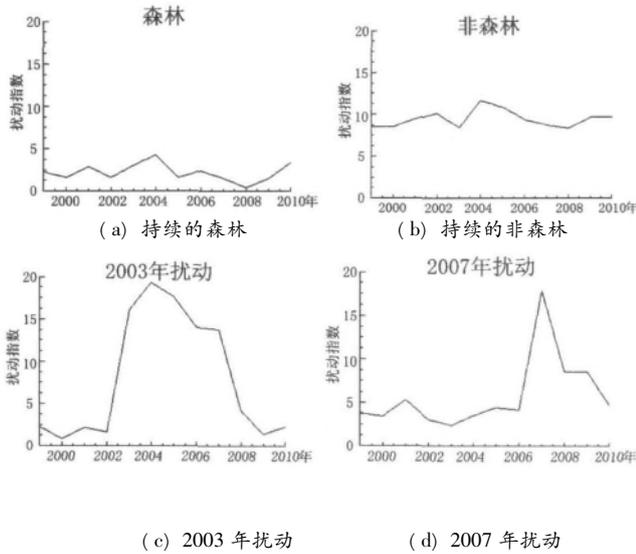


图 3 主要森林覆盖及扰动的时序分布

Fig. 3 Time series distribution of main forest coverage and disturbance and disturbance

1) 持续的水体

由于水体在森林样本识别之前已经作为暗物质而被掩膜处理,因此,如果一个像素在整个时间序列影像中均是被掩膜处理的,即其 DI 值始终为 0,而其他掩膜处理的云、云阴影等在时间差值处理之后无法表现出持续性,因此这些在时间序列影像中均被掩膜处理的像素就应该是持续的水体像素。此外,由于某些水体像素受气候等因素的影响,在某些年份的影像中可能没有被掩膜处理,为了避免该影响,如果一个像素在时间序列中的前 1/3 时间段、中间 1/3 时间段、后 1/3 时间段均被掩膜处理,而且总的掩膜处理次数超过时间序列总年数的一半以上,那么该像素仍为持续的水体像素。

2) 持续的森林

上步中未被分为持续的水体的像素将会被进一步地分析,由于森林具有较低的 DI 值,因此如果一个像素在时间序列 DI 影像中值始终低于 5.0,那么该像素即为持续的森林像素。

3) 持续的非森林

非森林像素一般具有较高的 DI 值,虽然某些非森林像素(如部分农作物等)在特定的季节会有较低的 DI 值,但是绝大部分非森林像素具有这种连续较低 DI 值的时间段记录较短。在此设定 3 年为时间段阈值,如果一个像素连续 3 年或更长时间段 DI 值均低于 5.0,那么该像素在该时间段内即为森林像素。相反,如果最长时间段记录小于 3 年,那么该像素即为持续的非森林像素。

4) 扰动识别

经过上述 3 步骤已经分类识别出了持续的水体、森林以及非森林像素,剩下的未分类像素即为在一定时间段内具有森林特征的像素。由于扰动以及某些噪音,如未被掩膜的云、云阴影等会导致 DI 值变大,但是噪音一般只会影响 1~2 年的影像,而扰动后的森林若恢复森林特征一般需要更长的时间,因此根据这些时间属性信息可以识别出扰动信息。由于研究区域位于热带,植被成长相对温带、寒带较快,因此设置 3 年为扰动识别的时间段阈值,如果一个像素 DI 值连续 3 年或更长时间大于 5.0,那么该像素在该时间段内即为非森林像素,并且若该像素在该时间段前同时具有森林像素的特征,那么该像素即为本时间段起始年份的扰动像素。相反,若连续大于 5.0 的时间段小于 3 年,则表明这些较高的异常值为噪音干扰所致,因此认为这些最后未被识别为扰动的像素仍然是持续的森林像素^[1]。

2.4 精度验证

2.4.1 验证样本的选择

通过对时间序列分析之后得到的扰动制图结果目视解译可知,该方法有效地识别出了森林与非森林的覆盖范围,同时准确地识别了森林扰动发生的年份,但是由于发生扰动的森林相对未发生扰动的森林而言较为稀少,因此为了保证每年扰动类别的验证精度,扰动样本的选择采取随机分层抽样的方式。即所有的扰动样本中,每年扰动样本个数所占的比例与制图结果中每年扰动像素总数所占总扰动像素的比例一致。同时,为了保证样本不受人为主观因素的影响,在此采用随机的方法使每一年的扰动样本尽可能地平均分布在研究区范围之内^[14]。此外,为了保证精度验证的可靠性,每年的扰动样本数均应不少于 10 个。而由于持续的森林所占比例较大,因此其样本采用系统抽样的方法进行选择^[1]。本研究按照经纬度每隔 1°选择 1 个森林样本点。同时,为了确保样本选择的合理性,每一个样

本点的邻域必须与该样本点属于同一类型^[4]。而由于持续的水体像素相对较为稀少,验证时将其划分为持续的非森林类型之中。

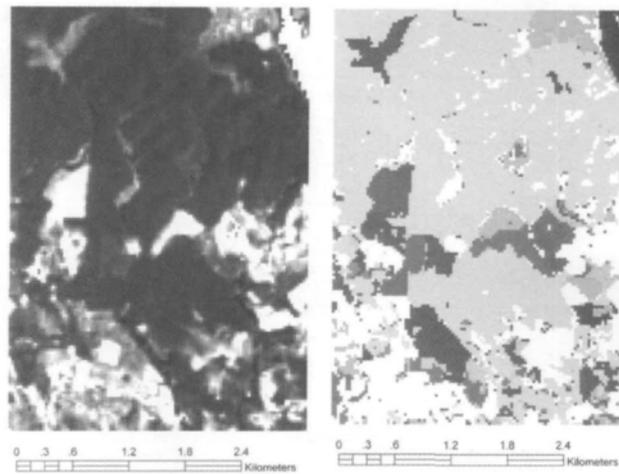
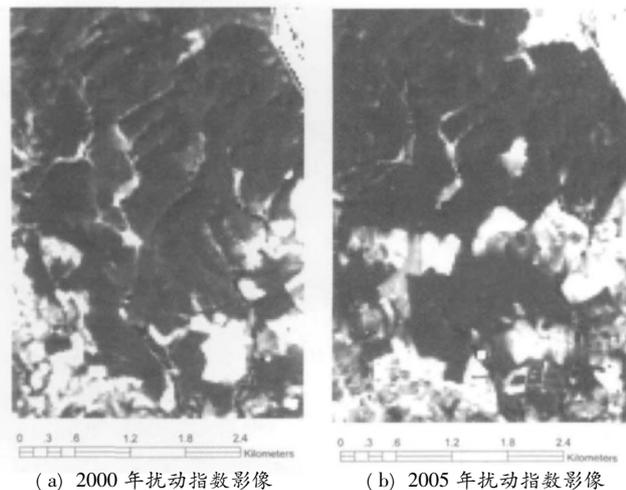
2.4.2 验证方法

由于森林扰动信息的验证需要得到当地时间序列的每年森林覆盖情况,并且其分辨率应高于 30 m,但是目前并没有如此高空间分辨率的时间序列森林覆盖图。因此,针对每种识别类型中的典型样本点于 2011 年 12 月 17 日~2012 年 1 月 12 日进行了外业实地考察验证,通过对当地人员的询问了解以及照片拍摄等方法获得准确的验证样本信息^[1]。根据样本点的经纬度信息与外业调查的先验知识,对所有时间序列 Landsat 反射率影像进行目视解译,判断每一样本点的扰动信息,并将该判别结果与实际 DI 算法制图结果进行对照验证。在目视判读过程中,充分结合 Google Earth 软件提供的历史影像查询功能中的高分辨率影像,使得经验判别的结果更加合理准确^[14]。根据上述样本选择及验证的方法,针对所选取的样本点逐一进行目视解译,然后计算得到混淆矩阵。

3 结果分析

3.1 扰动制图结果

基于森林训练样本需要包含多种森林类型的原则,将大气校正之后的 p130r045 整景影像分窗口进行直方图分析,然后计算扰动指数,从而得到了该景影像每年的扰动指数专题图,然后对这些专题图进行时间序列分析,即可得到森林扰动的自动识别制图结果(图 4)。



(c) 2009 年扰动指数影像 (d) 扰动制图结果

图 4 景洪市某一区域 2000、2005、2009 年的扰动指数影像与扰动制图结果

Fig. 4 Disturbance index images of 2000,2005 and 2009 and disturbance mapping in Jinghong area

3.2 精度分析

根据经纬度信息,从 p130r045 整景扰动制图结果中裁剪出景洪市的试验区范围(图 5),然后按照前述方法进行精度验证,得到所有样本点所组成的混淆矩阵(表 3)。

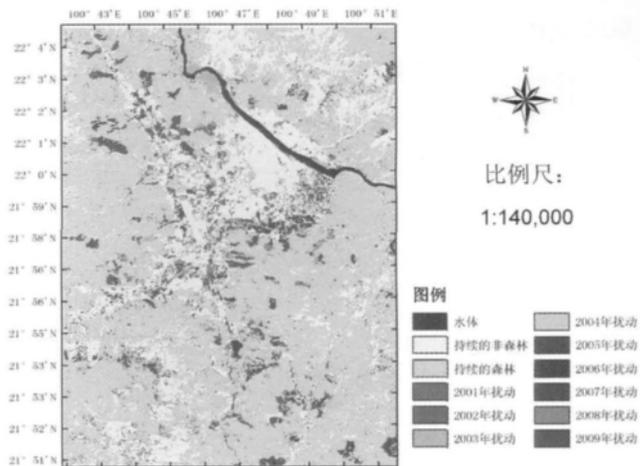


图 5 基于缨帽变换的景洪市森林扰动制图

Fig. 5 Forest disturbance mapping based on tasseled cap transformation of JingHong

由表 3 可以看出,该识别方法中,每一类别的识别精度均达到 75% 以上,总体精度为 79.89%。但

表 3 扰动制图结果的精度验证混淆矩阵

Tab. 3 Precision validation confusion matrix of disturbance mapping

	森林	非森林 (含水体)	2001 年 扰动	2002 年 扰动	2003 年 扰动	2004 年 扰动	2005 年 扰动	2006 年 扰动	2007 年 扰动	2008 年 扰动	2009 年 扰动	用户 精度	总数
森林	83	4	1			1		1		2	3	87.37%	95
非森林 (含水体)	13	67		2	2		1					78.82%	85
2001 年扰动			9	1	2							75.00%	12
2002 年扰动	1			9								90.00%	10
2003 年扰动		3			16	1						80.00%	20
2004 年扰动	4	2	6	3	2	25	2			1		55.56%	45
2005 年扰动							18					100.00%	18
2006 年扰动		1						17	1			89.47%	19
2007 年扰动		7							17	1		68.00%	25
2008 年扰动		1								9		90.00%	10
2009 年扰动		5							1		28	82.35%	34
生产者精度	82.18%	74.44%	56.25%	60.00%	72.73%	92.69%	85.71%	94.44%	89.47%	69.23%	90.32%	79.89%	
总数	101	90	16	15	22	27	21	18	19	13	31		373

是,由于影像选取的限制,2003 年为 11 月末干季的影像,橡胶林存在一定的落叶影响,同时坡度较大地区受太阳高度角影响较大,使得 2004 年扰动识别的精度较低,仅为 55.56%;此外,由于部分农作物与森林在红光波段反射率相近,导致部分农作物(非森林)识别为森林,尤其是近些年景洪市周边更改农作物种植类型以及部分农地变为建筑用地等,从而导致该部分区域被识别为扰动,尤其是 2007 年的扰动识别精度仅为 68.00%。

4 结论

缨帽变换目前已广泛应用于植被遥感中,本研究结合自动提取森林训练样本 TDA(Training Data Automation) 算法对时间序列的 Landsat 影像进行了森林扰动的自动识别研究,并对扰动识别结果进行了分析,主要结论如下:

1) 森林训练样本自动提取 TDA(Training Data Automation) 算法可有效地提取纯净的森林训练样本,为森林/非森林分类以及扰动识别提供原始数据。

2) 缨帽变换方法一定程度上提高了森林与非森林(如农田、土壤、城镇等)的可区分性,通过计算扰动指数 DI(Disturbance index) 保证了扰动识别的精度。

3) 影像选取的季相会对扰动识别产生一定影

响,尤其是存在落叶期的人工纯林以及地形复杂地区,在扰动识别时应选取森林生长最好季节的影像。

4) 部分农作物一定程度上会影响森林的自动识别,下一步研究将会提高 TDA 算法的提取精度。

参考文献:

[1] Huang C, Goward S N, Masek J G, et al. An Automated Approach for Reconstructing Recent Forest Disturbance History Using Dense Landsat Time Series Stacks [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(1): 183-198.

[2] Masek J G, Huang C, Wolfe R, et al. North American Forest Disturbance Mapped from a Decadal Landsat Record [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 2914-2926.

[3] Huang C, Song K, Kim S, et al. Use of a Dark Object Concept and Support Vector Machines to Automate Forest Cover Change Analysis [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 970-985.

[4] Huang C, Kim S, Song K, et al. Assessment of Paraguay's Forest Cover Change Using Landsat Observations [J]. Global and Planetary Change, 2009, 67(1-2): 1-12.

[5] Huang C, Goward S N, Masek J G, et al. Development of Time Series Stacks of Landsat Images for Reconstructing Forest Disturbance History [J]. International Journal of Digital Earth, 2009, 2(3): 195-218.

(下转第 19 页)

此模型最好应用于内陆地区区位优势度评估。

参考文献:

- [1] 常瑞敏,刘小鹏,何健. 银川市城市居住空间区位优势度分析[J]. 宁夏工程技术 2011,10(3):278-281.
- [2] 张文忠,刘旺,孟斌. 北京市区居住环境的区位优势度分析[J]. 地理学报 2005,60(1):23-30.
- [3] Asami Y. *Residential environment: methods and theory for evaluation* [M]. Tokyo: University of Tokyo press 2001.
- [4] 张新,刘海炜,董文,等. 省级主体功能区划的交通优势度的分析与应用——以河北省为例[J]. 地球信息科学学报 2011,13(2):170-176.
- [5] 徐明德,王森. 基于道路和城镇的区位优势度分析[J]. 世界地理研究 2009,18(4):91-99.
- [6] 陈洁,陆锋. 京津冀都市圈城市区位与交通可达性评价[J]. 地理与地理信息科学,2008,24(2):53-56.
- [7] 王成新,王格芳,刘瑞超,等. 区域交通优势度评价模型的建立与实证——以山东省为例[J]. 人文地理 2010,25(1):113-116.
- [8] 马仁锋,张海燕,沈玉芳,等. 省域尺度的区域发展潜力评价方法研究[J]. 开发研究 2009(3):18-23.
- (上接第12页)
- [6] Zheng Zheng, Li Yourong, Liu Hongmao, et al. Litterfall of Tropical Rain Forests at Different Altitudes, Xishuangbanna, Southwest China [J]. *Acta Phytocologica Sinica*, 2005, 29(6): 884-893.
- [7] Masek J G, Vermote E F, Saleous N E, et al. A Landsat Surface Reflectance Dataset for North America, 1990-2000 [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 2006, 3(1): 68-72.
- [8] Baraldi A, Puzzolo V, Blonda P, et al. Automatic Spectral Rule-Based Preliminary Mapping of Calibrated Landsat TM and ETM+ Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2006, 44(9): 2563-2586.
- [9] Huang C, Thomas N, Goward S N, et al. Automated Masking of Cloud and Cloud Shadow for Forest Change Analysis Using Landsat Images [J]. *International Journal of Remote Sensing* 2010, 31(20): 5449-5464.
- [10] Irish R R. Landsat 7 Automatic Cloud Cover Assessment [C]//SPIE. *Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery*. Orlando, FL, USA: SPIE 2000: 348-355.
- [11] Bodart C, Eva H, Beuchle R, et al. Pre-processing of a Sample of Multi-scene and Multi-date Landsat Imagery Used to Monitor Forest Cover Changes over the Tropics [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2011, 66(5): 555-563.
- [12] Zhao Yingshi, et al. Principle and Method of Remote Sensing Application and analysis [M]. Beijing: Science Press 2003.
- [13] Huang C, Wylie B, Yang L, et al. Derivation of a Tasseled Cap Transformation Based on Landsat 7 At-satellite Reflectance [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(8): 1741-1748.
- [14] Thomas N E, Huang C, Goward S N, et al. Validation of North American Forest Disturbance Dynamics Derived from Landsat Time Series Stacks [J]. *Remote Sensing of Environment* 2011, 115(1): 19-32.