

DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2020.06.008

时间序列 Landsat 8 OLI 数据 森林年扰动检测

胡圣元^{1,2,3}, 庞勇^{2,3*}, 蒙诗栋^{2,3}, 岳彩荣¹

(1. 西南林业大学林学院, 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;
3. 国家林业和草原局林业遥感与信息技术重点实验室, 北京 100091)

摘要: [目的] 采用改进的植被变化追踪算法 (VCT) 对亚热带森林年度扰动进行检测研究。[方法] 利用 2013—2019 年多时序 Landsat 8 OLI 遥感数据合成研究区域生长季的年度无云影像, 通过自动识别潜在森林像元并结合归一化植被指数 (NDVI) 提取综合森林指数 (IFZ), 根据 IFZ 在时间序列上的变化确定森林扰动发生时间, 进一步分析森林变化的具体内容。[结果] 在广西高峰林场的应用结果表明, 融合了 NDVI 的 IFZ 指数对森林扰动区域的识别精度由 67.2% 提升到 79.2%。[结论] 融合 NDVI 的 IFZ 森林扰动检测方法能在不增加过检率的同时降低 VCT 方法的漏检率, 改善了 VCT 方法在森林扰动频繁区域的漏检率高的问题, 更准确地反映了亚热带森林年度变化特征。

关键词: 森林扰动检测; Landsat 8 OLI; 综合森林指数; 植被指数; 高峰林场

中图分类号: S757.2

文献标志码: A

文章编号: 1001-1498(2020)06-0065-08

森林变化包括森林突发性变化和时间序列趋势变化^[1]。森林扰动是森林突发性变化, 是研究者在森林变化中关注的重点。随着大量中高分辨率卫星遥感数据的免费开放, 研究者可利用美国 Landsat 系列、欧洲 Sentinel 系列和我国高分系列光学卫星数据开展时间序列森林变化分析研究。目前基于时间序列的森林变化检测方法大致包括 3 类: (1) 基于多时期分类图斑的方法^[2]; (2) 基于多时序像元级阈值判定的方法^[3]; (3) 基于长时间序列轨迹分析的方法。基于多时期分类图斑的变化分析方法是通过对不同时期卫星影像进行地物识别和分类, 并对分类结果进行比较, 从而确定森林变化的发生情况^[2]。因此, 时间序列数据质量与分类精度都会对变化检测的结果产生较大的影响。基于多时序像元级阈值判定的变化分析方法是

通过构建植被指数, 计算时间序列中逐个像元的指数曲线, 在指数超出阈值时即可检测到森林变化。这类森林变化分析方法包括植被变化追踪算法 (Vegetation Change Tracker, VCT)^[4]、Hilker 等^[5]使用的映射反射率变化的时空自适应算法, 相比多时期分类图斑的变化检测, 该类方法能够在长时间范围内连续观测同一地区的森林覆盖情况, 可以得到变化区内更细致的时空变化特征, 例如森林在某段时间内经历的成熟-砍伐-恢复-成熟等活动。这类方法的不足是阈值的选取本身会影响变化检测的结果, 并且构建的指数会受到辐射差异的影响^[1]。基于长时间序列轨迹分析的变化分析方法是通过对时间序列光谱轨迹分析来检测森林变化: Hansen 等^[6]使用的方法是曲线拟合法, 即预先确定每种类型森林变化曲线的形状, 根据时间序列曲线形状进行变化归类; Land-

收稿日期: 2020-05-29 修回日期: 2020-08-16

基金项目: 国家重大专项“高分辨率对地观测系统重大专项”(30-Y20A03-9003-17/18), 国际合作项目“亚太森林恢复与可持续管理网络项目”(2018P1-CAF)

* 通讯作者: 庞勇, 研究员, 博士生导师。主要研究方向: 林业遥感应用。Email: pangy@ifrit.ac.cn

Trendr 方法^[7]是分割法, 首先将时间序列光谱轨迹分割成一系列直线段以模拟时间轨迹重要特征, 再根据分割所得直线段端点提取变化信息; CCDC 方法^[8]是统计边界法, 首先将时间序列曲线分解为趋势、季节变化和噪声, 然后对时间序列的统计学边界进行估计, 如果某一年的数值超过了估计的边界值则认为有森林变化发生。轨迹分析法相比阈值法, 更好地利用了时间序列信息。

VCT 算法是多时序森林变化检测方法中的经典方法之一, 其构建的 *IFZ* 指数 (Integrated Forest Z-score, *IFZ*) 简便有效, 运算速度较快。Huang 等^[4]使用 VCT 算法对美国东部 7 个州的森林动态变化进行了检测, 总体精度达到 80%。张连华等^[9]通过缨帽变换构建扰动指数 (Disturbance Index) 以代替 *IFZ* 进行变化识别, 但仍有检测精度较低的年份。黄春波等^[10]在 *IFZ* 的基础上引入了 *NDVI* 进行加权计算, 对三峡大坝附近森林进行变化检测, 相比 Huang 等在美国的结果, 漏检率和过检率分别降低到了 4.7% 和 5.3%。VCT 算法对森林覆盖变化剧烈的情况较为灵敏, 如大规模砍伐、森林火灾等导致的森林扰动等; 对森林覆盖变化轻微的情况如择伐、少量病虫害导致的森林扰动以及森林逐渐恢复的检测效果欠佳^[4]。同时, 有植被覆盖的非森林区 (如农田、草地等) 的变化过识别会影响森林区域的变化精度。对于农田区, VCT 算法利用扰动变化前后数年的信息以排除季相因素导致的伪变化^[3]。

通常森林的变化情况在一段时间内相对稳定, 较少出现短时间内发生连续扰动, 因此 VCT 算法能较准确地检测出森林发生扰动的年份。然而对于短轮伐期的速生用材林, 森林砍伐后的再造林或萌生林相隔时间较短, 仅经过两年甚至一年的恢复, *IFZ* 指数便能恢复到正常的森林水平, 则 VCT 算法易判定为森林没有发生扰动, 容易出现漏检情况。因此, 对 *IFZ* 指数进行优化以提高其算法对森林扰动的检测能力, 可以减少伪变化同时降低漏检风险。

本研究以高峰林场为研究试验区, 在减弱 VCT 伪变化判读机制的前提下使用了结合 *NDVI* 的 *IFZ* 指数进行森林扰动的检测, 对比使用原始 *IFZ* 指数的森林扰动检测结果, 新的 *IFZ* 指数在保证生产者精度不变的前提下提升了用户精度和总精度。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

以广西高峰林场银岭分场至延河分场为研究区, 高峰林场位于南宁市兴宁区北部, 坐标范围 22°50′~23°4′ N, 108°8′~108°32′ E; 属湿润的亚热带季风气候, 阳光充足, 雨量充沛, 年平均气温在 21.6 °C 左右, 年均降水量达 1 304.2 mm。森林经营面积 8.7 万 hm^2 , 森林蓄积量 570 万 m^3 , 其中 3.3 万 hm^2 林地处于南宁市北部丘陵地带, 森林覆盖率大于 80%。主要树种包括杉木 (*Cunninghamia lanceolata* (Lamb.) Hook.)、马尾松 (*Pinus massoniana* Lamb.)、巨尾桉 (*Eucalyptus grandis* × *urophylla*)、八角 (*Illicium verum* Hook. f.)、毛竹 (*Phyllostachys edulis* (Carr.) H. de Lehaie)、火力楠 (*Michelia macclurei* Dandy) 等^[11]。高峰林场拥有大量短轮伐期的速生用材林, 森林经营活动频繁, 由砍伐产生的森林减少和恢复产生的森林增加较多, 呈现出较频繁的森林变化。

1.2 遥感数据获取与数据处理

采用的遥感影像为 Landsat8 OLI 地表反射率产品, 该产品已经过大气校正、正射校正、辐射定标等处理, 可通过美国地质调查局地球资源观测与科学中心官方网站下载 (<http://earthexplorer.usgs.gov>)。行列号为 125/44 的影像完整覆盖高峰林场研究区, 研究选取了成像时间为 2013 年至 2019 年期间生长季 (3—10 月) 的所有影像数据。根据云的光谱特性及卫星影像的像元质量评估信息等, 使用影像合成法利用多期卫星影像的非云像元, 生成研究区 2013—2019 年逐年度的无云影像^[12-13]。

1.3 地面数据获取

外业调查于 2018 年 5 月 11—23 日进行。对选取部分研究区的扰动图斑样点进行实地调查, 包括研究区边界外部靠近研究区边界的样本在内共采集到实测森林变化情况样本点 190 个。对非森林区的样本进行系统采样, 在研究区及附近以横向 30 km、纵向 21 km 的矩形范围进行了间隔 3 km 的系统抽样, 选取了 88 个样本点, 利用卫星影像对样本点所处或距样本点较近的扰动图斑进行目视判读, 获取扰动信息。共采用 278 个样本点对扰动检测结果加以验证。实地调查样本点及系统抽样目视判读样本点空间分布如图 1 所示。

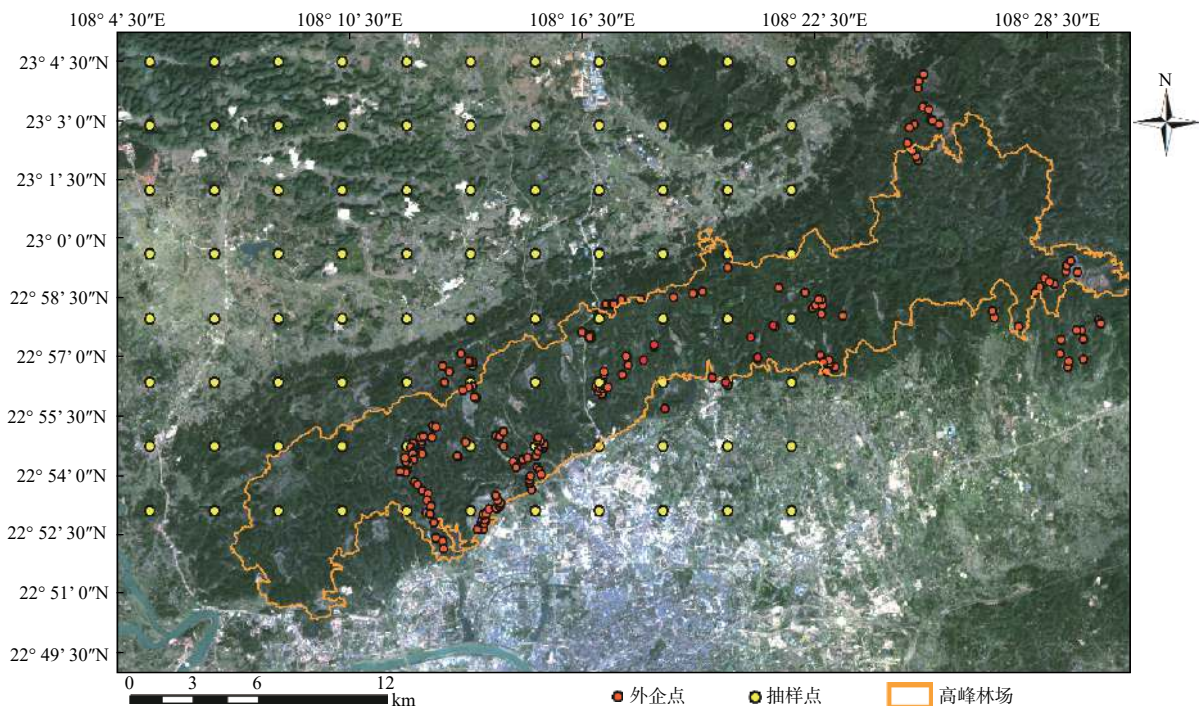


图1 外业调查样本点空间分布图

Fig. 1 Distribution of field plots

2 基于综合森林指数检测森林扰动

2.1 VCT 算法介绍

VCT算法的基本原理是在影像中自动提取森林样本, 以此森林样本作为参照, 计算每个像元与纯净森林像元的相似性程度, 即森林指数(FZ), 再结合多波段或者多指数的FZ形成综合森林指数(IFZ)。IFZ可作为每个像元是否为森林像元的判断依据, 根据每个像元IFZ指数的变化情况来判断该像元在时间序列中所处的时间年份是否发生了森林扰动^[3]。

由森林像元的光谱曲线特征可以看出, 其在红光波段的反射率较低, 当森林样本达到一定数量时, 就会在红光波段反射率直方图的低值区域形成峰值, 即森林峰值。通过提取该峰值区域的像元, 同时对水体和阴影进行掩膜处理, 即可得到纯净的森林样本像元^[14]。对于整景Landsat影像, 不同地区的森林可能由于物种类型、群落结构、地形等因素导致的光谱差异, 呈现略有差别的光学特征, 若对全景影像采用直方图森林峰值法提取森林样本, 会导致提取到的森林样本较为单一^[15], 因此可采用一定尺寸窗口将影像划分为若干区块, 每个区块单独进行直方图森林峰值的提取。设置窗口时不宜过

小, 否则可能会因窗口未包含森林样本而将农田等其他地物的峰值作为样本提取, 从而导致森林样本不准确。在本研究中采用400×400像元窗口大小。

森林指数是基于像元统计特征的指数, 它表示了每个像元与纯净森林像元的相似程度。FZ与IFZ的计算公式如下:

$$FZ_{[i]} = \sqrt{\left(\frac{b_p - \bar{b}_i}{SD_i}\right)^2} \quad (1)$$

$$IFZ_p = \sqrt{\frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} (FZ_{[i]})^2} \quad (2)$$

其中NB为参与运算的波段数目, b_p 为每一个像元在某一波段上的值, \bar{b}_i 为*i*波段上森林样本像元值的均值, SD_i 为*i*波段上森林样本像元值的标准差。在使用单波段进行计算时(NB=1), IFZ等同于森林指数FZ; 使用多个波段时(NB>1)即为综合各波段的FZ值得到整合值IFZ。

由公式(1)可知, 像元的IFZ值越低, 其与纯净森林样本越相似, 越有可能是森林, 反之则为非森林。排除水体和阴影对IFZ变化的影响后, 每个像元IFZ值的变化情况可用于检测发生森林扰动的时间点。若像元点在某年的IFZ值与其前一年相比有显著的提升, 那么它就有可能是一个由森林向

非森林转变的变化（扰动），若像元点在某年的 IFZ 值与其前一年相比有显著的降低，则可能是从非森林转变到森林。因此设置衡量 IFZ 变化量的阈值 $d1$ 作为判断森林扰动的依据，若前后年份 IFZ 的差值大于 $d1$ ，则认为极有可能发生扰动。但只有差值并不能确定发生了森林扰动，因为非森林像元的 IFZ 波动同样可以造成较大的 IFZ 差值。因此，设置一个阈值 $d2$ 用于界定变化前后地物类型，只有当潜在变化点的前一时刻的 IFZ 值低于 $d2$ 时，这样的变化才是一个由森林向非森林转变的变化。

为了提高 IFZ 对森林与非森林植被的区分度，以减少检测到的伪变化、降低过检测率、提高用户精度，本研究采用将 $NDVI$ 与原始波段加权结合的方式，从而得到更好的森林扰动检测结果。研究流程如图 2 所示。

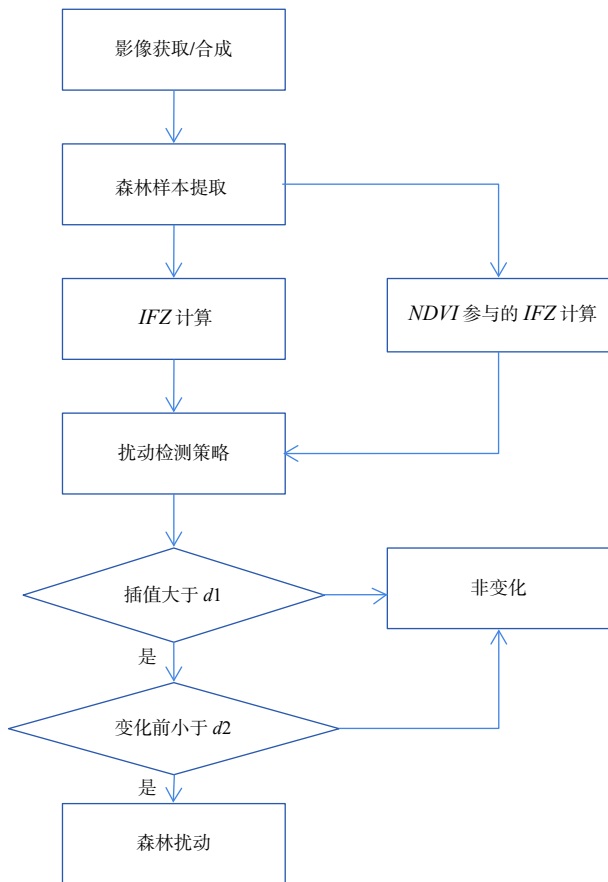


图 2 综合森林指数检测森林扰动流程

Fig. 2 Workflow of forest disturbance detection using forest z-scores

2.2 融合 $NDVI$ 的 IFZ 森林指数

在已有的使用 VCT 算法的森林变化检测方法

中，参与运算 IFZ 指数的波段并不相同，Huang 等人对 Landsat 5 TM 影像选用了红波段和两个短波红外波段^[3]；Pang 等使用 Landsat 7 ETM+影像时选取了蓝、绿、红、近红外和两个短波红外共 6 个波段^[16]。但有研究表明，虽然森林冠层在近红外光谱区间的反射率很高，但是非森林的地表根据其覆盖情况不同，在近红外光谱区间的反射率或高或低，从而导致在这个波段上发生的反射率在某一特定方向上的变化并不一定代表森林覆盖发生变化，因此不宜使用近红外波段作为 IFZ 指数的计算因子^[4]。此外，蓝、绿、红波段之间有着显著的相关性^[17]，因此也不宜同时使用这 3 个波段。植被指数也可以参与 IFZ 的计算。部分农田的光谱与森林相近，其 IFZ 值也相对较低，有时可以和 IFZ 值较高的森林相当，因此农田等非森林植被会对森林扰动检测产生干扰，在高峰林场这样变化频繁的区域，部分森林扰动产生的 IFZ 变化与农田的 IFZ 变化更难以区分；将 $NDVI$ 作为计算因子之一参与到 IFZ 的运算中，所得到的新的指数 $NIFZ$ ，能较好地减弱农田对森林扰动检测的影响^[10]。

2.3 IFZ 的波段加权

由 IFZ 的公式可知，像元的 IFZ 值是参与计算的每个波段 FZ 值的平均。在引入了 $NDVI$ 作为新波段参与运算后，由于植被指数波段的取值范围与反射率波段的取值范围不同，例如可见光波段的反射率实际取值范围大部分集中在 0.2 以下， $NDVI$ 值则较少出现低于 -0.4 的情况，因此不同波段的 FZ 存在取值范围不等的问题。为了统一各波段 FZ 值的取值范围，需将各波段 FZ 结果按比例缩放到同一尺度。将参与计算的波段乘以同一个放大系数，从而将各个波段 FZ 换算成具有相同权重的指数因子。因此，本研究将参与运算的首个波段作为基准，以各波段 FZ 值的均值作为确定缩放比例的参考，即为 $NIFZ$ ：

$$NIFZ = \sqrt{\frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} \left(\frac{\overline{FZ}_{[i]} \times FZ_{[i]}}{\overline{FZ}_{[1]}} \right)^2} \quad (3)$$

其中 NB 是参与运算的波段（计算因子）数， $\overline{FZ}_{[i]}$ 为 i 波段 FZ 的均值。使用各波段 FZ 均值作为缩放比例有着潜在的问题。 FZ 本身来自于影像的全体像元；在产生森林扰动的前提下，不同时期的影像上会有一些对应的像元产生较大的差异，这个差异会对 FZ 的均值产生影响。由于各年份

FZ 均值的差异性, 使用 FZ 均值进行 IFZ 缩放处理, 存在将不同年份 IFZ 总体结果差异变大的可能性。因此, 在 $NIFZ$ 的基础上, 将 (3) 式中 $\overline{FZ}_{[i]}$ 由 i 波段 FZ 的均值改为 i 波段森林样本的 FZ 均值。由于所选样本均为纯净森林像元, 其均值不会因森林扰动产生的 FZ 值提升而增大, 所以得到的指数 (记作 $NIFZ2$) 会比 $NIFZ$ 更为合理。此外, 在引入样本 FZ 均值的时候, 注意到样本均值也可以用于消除不同年份之间相同地物的指数差异, 因此, 以第一年 (2013 年) 为森林扰动基准年份, 将每一年的 $NIFZ2$ 结果再乘以一个基准年份森林样本的 $NIFZ2$ 均值与该年森林样本的 $NIFZ2$ 均值之比, 得到的结果作为 $NIFZ3$, 与前 3 种指数进行比较。

2.4 计算流程与验证方法

使用合成影像的蓝、红、近红外和两个短波红外波段进行计算和分析。首先使用 $NDVI$ 与近红外 (845~885 nm)、蓝波段 (450~515 nm) 对水体和阴影进行阈值法掩膜; 接下来对影像的红波段 (630~680 nm) 以 400×400 像元大小为窗口遍历影像, 利用直方图的森林峰值提取森林样本, 得到每一影像的森林样本, 并以此样本计算 $NIFZ$, 以及由此衍生的 $NIFZ2$ 和 $NIFZ3$ 。最后, 计算红、短波红外 1 (1 560~1 660 nm) 和短波红外 2 (2 100~2 300 nm) 3 波段的 IFZ 指数进行对照。

为了对比各指数在区分森林像元和非森林植被像元的表现, 分别选取了不同年份、不同位置的若干森林区和非森林 (农田为主) 像元的 4 种指数值进行了对比。从图 3 可以看出森林像元的 $NIFZ2$ 与 $NIFZ3$ 值的分布比 IFZ 和 $NIFZ$ 更为集中, 而就逐年取值分布来看, $NIFZ$ 与 $NIFZ2$ 的森林与非森林像元的区分度更大。4 种指数在森林与非森林之间都存在着重叠区间, 相比之下 $NIFZ2$ 的重叠区间更小。从曲线形态来看 (图 4), 4 种指数的曲线形状是相近的, 都能够反映森林扰动变化特征。此外, 根据 4 种指数逐年取值分布情况可以选定森林像元与非森林像元指数值的区分阈值 d_2 , 进行后续的森林扰动检测的运算。在此, 对 IFZ 、 $NIFZ$ 、 $NIFZ2$ 和 $NIFZ3$, d_2 的值分别取 4.5、3.5、2.5 和 2.3。

在分别利用各指数得到对应的森林扰动检测结果后, 利用验证点扰动信息与对应位置的检测信息进行对比, 逐年记录检测情况与实际情况, 统计各指数检测结果的漏检测率、过检测率和总精度, 以

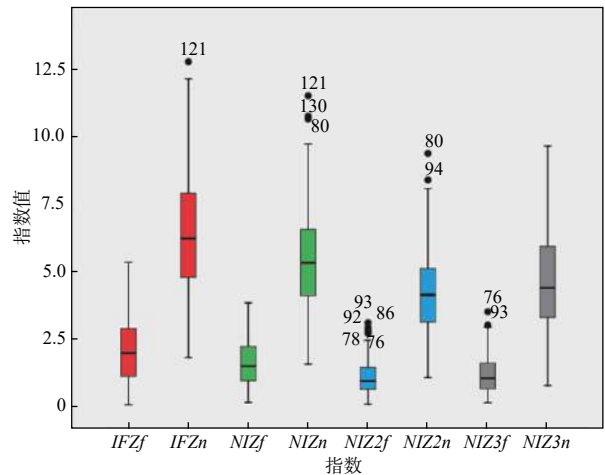


图 3 4 种综合森林指数在森林和农田的取值区间对比, 末尾的 f 和 n 分别表示森林和农作物

Fig. 3 Comparison of value ranges of 4 z-scores in forest(-f) and crop(-n) areas

进行各指数的精度评价。

3 结果与讨论

采用 IFZ 、 $NIFZ$ 、 $NIFZ2$ 和 $NIFZ3$ 作为反映森林扰动指数应用于 VCT 算法中, 在不使用前后年份进行验证的情况下得出森林扰动检测的结果, 并使用外业调查数据结合卫星影像来进行二者的精度检验。其中 $NIFZ2$ 得到的结果如图 5 所示。由不同指数扰动检测结果对比图 (图 6) 来看, 4 个指数的表现较为相似, 但 $NIFZ$ 与 $NIFZ2$ 的检测结果相比 IFZ 的结果减少了很多细碎的图斑。总体而言, $NIFZ2$ 的检测结果减少了大量主要类型为 2015 年森林扰动的孤立像元, 从检测结果图上看是效果最好的指数。

最终, 使用采集和抽样的验证点对 4 种指数的检测结果进行验证, 各指数的检测精度如表 1 所示。总体情况显示, $NIFZ2$ 的精度最优, 总精度达 79.2%, $NIFZ$ 其次, 为 77.4%; 而从年度情况来看, 2014 年 4 个指数的用户精度都比较低, 而 2015 年 $NIFZ2$ 的用户精度获得了较大提升, 其余 3 个指数的用户精度虽比 2014 年有所提升但仍然不理想。精度较低主要是由于 2013 年和 2014 年的影像中残存的云像元对检测结果有一定影响; 3 种指数中 $NIFZ3$ 的精度最低, 说明对不同年份的森林指数结果进行加权比较并不能消除不同年份之间的差异, 同时可能还会对森林扰动的识别带来负面的影响, 这可能是由于尽管不同年份之间森林像元

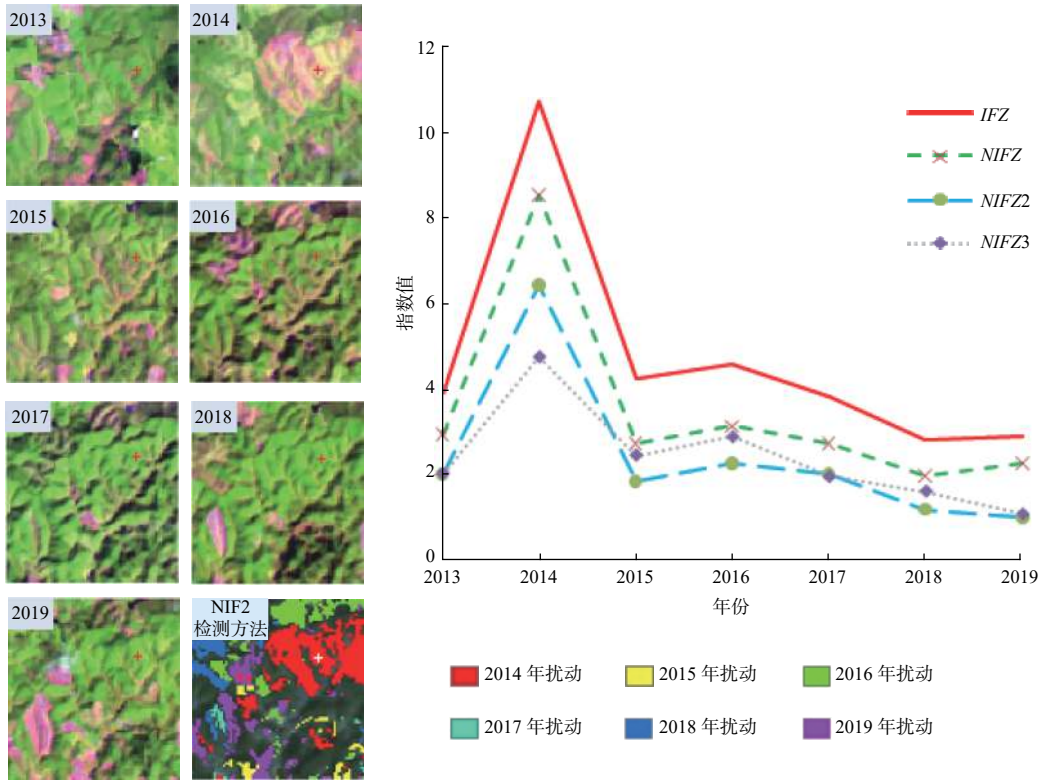


图 4 4 种综合森林指数在扰动区的时间序列特征

Fig. 4 Curves of the four z-scores in a forest disturbance area

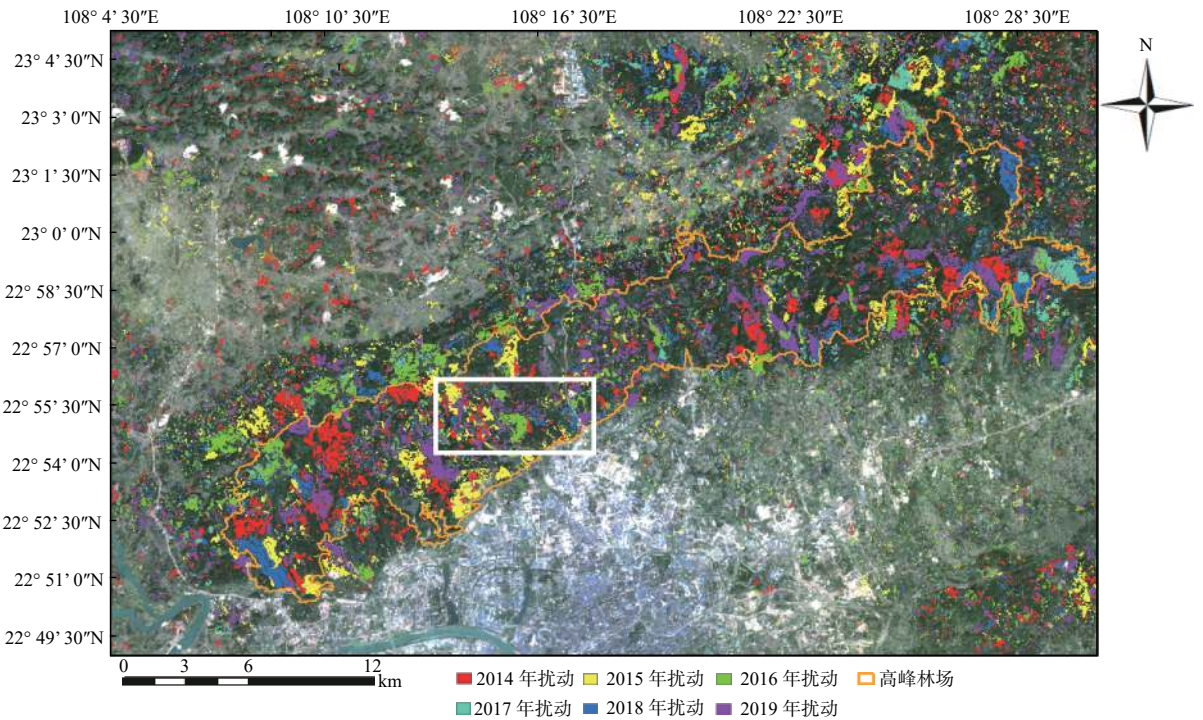


图 5 应用 NIFZ2 的 VCT 森林扰动检测

Fig. 5 VCT forest disturbance detection using NIFZ2

指数值存在差异，但利用森林峰值提取森林样本时，不同年份的影像提取到的森林峰值的反射率值

较为接近，所以被选为森林样本的像元的指数值的差异在不同年份之间并不大，因此对不同年份加权

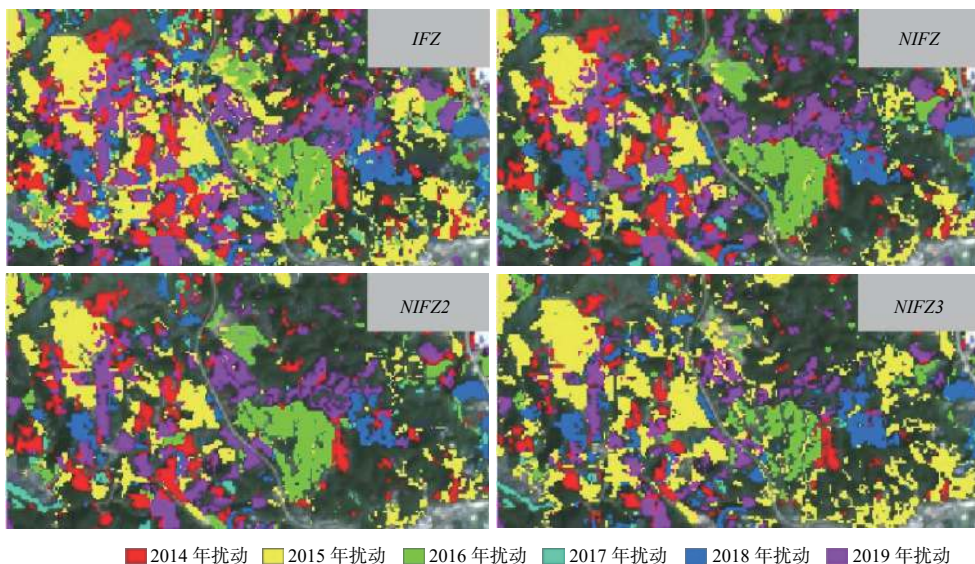


图6 应用4种综合森林指数的VCT森林扰动检测局部对比, 对应图5白框

Fig. 6 Comparison of VCT forest disturbance detection results of four z-scores, located in the white box of Fig. 5

并没有令 *NIFZ3* 在相同地物上不同年份间的表现趋近相同。

表1 4种综合森林指数变化检测的精度对比

Table 1 Comparisons of change detection accuracy using four different z-scores

使用的指数 Z-scores used	<i>IFZ</i>	<i>NIFZ</i>	<i>NIFZ2</i>	<i>NIFZ3</i>
总扰动精度 Overall disturbance accuracy/%	67.2	77.4	79.2	72.8
过检测率 Error of commission/%	31.4	18.8	14.4	17.7
漏检测率 Error of omission/%	2.9	5.7	8.6	13.6

高峰林场的验证结果表明, 采用 *NDVI* 的3个指数所得到的森林扰动变化检测结果的精度均好于采用原始影像光学波段的 *IFZ* 的扰动检测结果。相比 *IFZ* 的结果, 3种使用 *NDVI* 并加权的指数的用户精度得到了显著提升, 而生产者精度则有小幅度的降低。由于 Landsat8 地表反射率产品未经过地形校正, 处于向阳坡面的森林, 其指数取值会比背阳面更高, 更加接近农作物等非森林植被的指数; 此外, 不同质的森林由于树种、密度、郁闭度等差异, 也会影响森林指数值。这些都是利用阈值判断的森林变化检测方法的不确定因素, 加权融合 *NDVI* 与 *IFZ* 的方法增加了森林与非森林在森林指数上的区分度, 间接降低了这些不确定因素的影响, 从而提高了森林扰动检测的精度。其他遥感衍生的植被指数例如增强型植被指数 (*EVI*) 和差值植被指数 (*DVI*) 也能够反映森林覆盖变化相关的信息, 但对于上述指数是否适用于提高 *IFZ* 的检测

精度有待进一步验证; 此外, 经过穗帽变换所得到的波段, 同样含有森林变化的信息^[18], 也有着与 *IFZ* 相结合的可能性。

4 结论

通过将植被指数引入时间序列的综合森林指数, 提供了植被变化追踪算法在森林扰动频繁区域的适应性, 主要结论如下: (1) 在 *NDVI* 与 *IFZ* 的结合方式中, 采用森林样本 *FZ* 均值加权的 *NIFZ2* 指数的检测精度最优, 其精度比 *IFZ* 提升了12%; (2) 使用年度森林样本 *FZ* 均值对不同年份指数进行加权并不能有效提高扰动检测的精度; (3) 通过在 *IFZ* 中加入 *NDVI* 因子, 使算法的误检率大大降低, 平衡了快速变化区域内的漏检与误检的问题。

参考文献:

- [1] 钟莉, 陈芸芝, 汪小钦. 基于Landsat时序数据的森林干扰监测[J]. 林业科学, 2020, 56(5): 80-88.
- [2] Potapov P V, Turubanova S A, Tyukavina A, et al. Eastern Europe's forest cover dynamics from 1985 to 2012 quantified from the full Landsat archive[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 159: 28-43.
- [3] 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: 183-198.
- [4] Huang C, Goward S N, Schleeuwis K, et al. Dynamics of national forests assessed using the landsat record: Case studies in eastern

- United States[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: 1430-1442.
- [5] Hilker T, Wulder M A, Coops N C, *et al.* A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: 1613-1627.
- [6] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, *et al.* High-resolution global maps of 21st-century forest cover change[J]. *Science*, 2013, 342(6160): 850-853.
- [7] Kennedy R E, Yang Z, Cohen W B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using early Landsat time series: 1. LandTrendr-Temporal segmentation algorithms[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114: 2897-2910.
- [8] Zhu Z, Woodcock C E, Olofsson P. Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 122(S1): 75-91.
- [9] 张连华, 庞 勇, 岳彩荣, 等. 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[J]. *林业调查规划*, 2013, 38(2): 6-12.
- [10] 黄春波, 佃袁勇, 周志翔, 等. 基于时间序列统计特性的森林变化监测[J]. *遥感学报*, 2015, 19(4): 657-668.
- [11] 熊 昊, 庞 勇, 李春干, 等. 高分辨率航片小班区划与树种判读[J]. *林业资源管理*, 2020, 31(1): 143-150.
- [12] 蒙诗桀, 庞 勇, 张钟军, 等. 高分一号光学遥感数据自适应云区识别[J]. *红外与毫米波学报*, 2019, 38(1): 105-116.
- [13] Griffiths P, van der Linden S, Kuemmerle T, *et al.* A pixel-based Landsat compositing algorithm for large area land cover mapping[J]. *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(5): 2088-2101.
- [14] 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: 970-985.
- [15] 张连华, 李春干. 高分辨率遥感图像森林训练样本自动提取及其在变化检测中的应用[J]. *南京林业大学学报: 自然科学版*, 2015, 39(3): 13-17.
- [16] Pang Y, Zhang L, Huang C, *et al.* Automatic deforestation detection using time series Landsat images in a tropical forest of China[C]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2013, Melbourne, Australia.
- [17] 严恩萍, 林 辉, 莫登奎, 等. 基于光谱特征的森林类型识别研究[J]. *中南林业科技大学学报*, 2011, 31(11): 23-29.
- [18] Masek J, 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.

Annual Forest Disturbance Detection Using Time Series Landsat 8 OLI Data

HU Sheng-yuan^{1,2,3}, PANG Yong^{2,3}, MENG Shi-li^{2,3}, YUE Cai-rong¹

(1. Faculty of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 2. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 3. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China)

Abstract: [Objective] Using Improved Vegetation Change Tracker (VCT) algorithm to detect the annual forest disturbance in subtropical area of south China. [Method] Annual cloud-free images of the study area in growing season were composited using multi-time series Landsat 8 OLI remote sensing data from 2013 to 2019, then the Integrated Forest Z-score (IFZ) was extracted automatically by identifying the potential forest pixels and combining with the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the occurring time of forest disturbance was determined through observing the changes of IFZ in time series, and the specific contents of forest change were analyzed further. [Result] The results obtained at Gaofeng Forest Farm of Guangxi Zhuang Autonomous Region showed that the detection accuracy of the forest disturbance areas by combining IFZ with NDVI was improved to 79.2% from 67.2%. [Conclusion] The forest disturbance detection method of IFZ combining with NDVI can not only increase the error detection but also reduce the missed detection rate of the VCT method. It optimizes the problem of high missed detection rate in rapidly change areas and characterizes the spatial and temporal pattern of the forest areas in Gaofeng Forest Farm more accurately.

Keywords: forest disturbance detection; Landsat 8 OLI; Integrated Forest Z-score; vegetation index; Gaofeng Forest Farm