
题目： 期末作业：《森林时间变化及地上生物量动态研究》
文章解读及拓展报告

目录

(A) 选择一篇英文文章作为自己课程报告的选题方向，总结文章主要内容，包括题目、作者信息、摘要、关键词、引言、数据与方法、结果、讨论以及结论等；图文并茂、详略得当（2000-3000 字，30 分） 3

 一、引言 4

 二、数据与方法 4

 三、结果 10

 四、讨论 13

 五、结论 15

(B) 进一步结合自己查找的相关参考文献，提出自己对你选题方向的理解、批判与展望（约 2000 字，60 分） 16

 一、相似研究整理及其概述 16

 二、对该选题的理解 18

 三、对该选题的批判 19

 四、对该选题的展望 20

(C) 参考文献（10 分） 22

(A) 选择一篇英文文章作为自己课程报告的选题方向，总结文章主要内容，包括题目、作者信息、摘要、关键词、引言、数据与方法、结果、讨论以及结论等；图文并茂、详略得当（2000-3000 字，30 分）

论文标题：Inter- and intra-year forest change detection and monitoring of aboveground biomass dynamics using Sentinel-2 and Landsat^[1]
跨年和年内基于 Sentinel- 2 和 Landsat 卫星数据的森林变化检测与监测及地上生物量动态研究

作者名字：Flavie Pelletier、Jeffrey A. Cardille、Michael A. Wulder、Joanne C. White、Txomin Hermosilla
弗拉维·佩莱蒂埃、杰弗里·A·卡迪尔、迈克尔·A·沃尔德、乔安妮·C·怀特、特索敏·赫尔莫西拉

作者单位：McGill University, Department of Natural Resource Sciences、Canadian Forest Service (Pacific Forestry Centre), Natural Resources Canada
麦吉尔大学自然资源科学系、加拿大自然资源部加拿大森林服务局（太平洋林业中心）

摘要（原文版本基础上精简+整理）：本研究利用 Landsat 和 Sentinel-2 卫星数据（使用了什么数据），开发了一种名为“跟踪年际内和年间变化（TIIC）”的算法（使用了什么方法），用于近实时监测加拿大森林生态区的森林变化。该算法能够检测森林覆盖变化并归因于特定干扰类型（如野火或机械采伐）（该方法做了什么）。研究结果表明，TIIC 在 2019 年生长季内对森林变化的总体检测准确率达到 99%，对于干扰类型归因的准确率同样达到 99%（算法性能结果如何）。通过结合森林生物量地图，研究还量化了加拿大森林生态系统在 2019 年的地上生物量（AGB）动态变化（算法的进一步应用做了什么）。结果表明，尽管发生了野火和机械采伐等干扰事件，加拿大森林的植被生长仍使 AGB 实现了 2.54% 的年增长。（算法进一步应用得到的结论是什么）研究强调了年内森林变化信息对于理解森林生态过程和管理实践的重要性，并展示了如何利用高时间分辨率的卫星数据改进对森林生物量动态变化的认识。（研究的意义、创新点是什么）

关键词（基于原文说给关键词思考其与研究的主要联系）：Forest monitoring 森林监测（研究核心目的）、Land cover 土地覆盖（研究宏观层面）、Wildfire

野火（研究中涉及的重要要素）、Forest harvest 森林采伐（研究中涉及的重要要素）、AGB 地上生物量（研究中算法的核心拓展应用点）

一、引言

1. 引言总结（对文章冗长的引言进行概述，并进一步说明每一段的逻辑是什么）

文章引言首先指出，由于气候变化的影响，森林干扰（如火灾和干旱）的时空模式正在发生变化，这些干扰会导致部分或全部地上生物量（AGB）损失，进而影响全球碳循环。因此，及时检测森林干扰对于森林管理至关重要。（为什么检测森林干扰对森林管理很重要？森林干扰时空模式变化→地上生物量损失→全球碳循环受影响）

接着，文章介绍了卫星遥感技术在森林监测中的应用，尤其是 Landsat 和 Sentinel-2 卫星数据的结合使用。Landsat 数据提供了长期的地球表面成像，而 Sentinel-2 卫星星座以其更高的空间分辨率和更频繁的重访率，成为 Landsat 卫星的有力补充。两者的结合可以缩短时间间隔，减少云层和其他因素的影响，为森林变化监测提供了新的机会。（如何使用卫星遥感技术去进行森林检测？Landsat、Sentinel-2 互补及融合，为文章数据使用做铺垫）

文章还讨论了现有的森林变化检测算法，包括基于 Landsat 的年度趋势分析算法和近实时（NRT）算法。尽管这些算法取得了一定的进展，但在处理数据频率有限或云层覆盖较多的区域时仍面临挑战。（如何使用算法进行森林变化检测？过去算法有挑战，因此有必要开发新算法）

最后，文章引出了本研究的目标：开发一种新的变化检测算法，利用 Landsat 和 Sentinel-2 数据近实时地检测和归因加拿大森林生态区的森林变化，并结合现有的 AGB 数据，量化 AGB 的动态变化。（本研究的目标是什么？使用什么算法、什么数据、做什么事）

2. 引言作用（概述引言中每一部分对研究的宏观作用）

（1）**引入研究背景**：通过阐述森林干扰的变化及其对生态系统和碳循环的影响，引出研究的必要性和紧迫性，为后续研究目的和方法的提出奠定基础。

（2）**阐述遥感技术的发展和优势**：介绍遥感技术在森林监测中的应用历程以及 Landsat 和 Sentinel-2 数据的特点，说明了研究能够利用这些数据开展森林变化监测的合理性和优势

（3）**指出研究现状与不足**：指出现有研究在森林变化监测和 AGB 动态研究方面的局限性，为提出本研究的创新点和研究目标提供了依据。

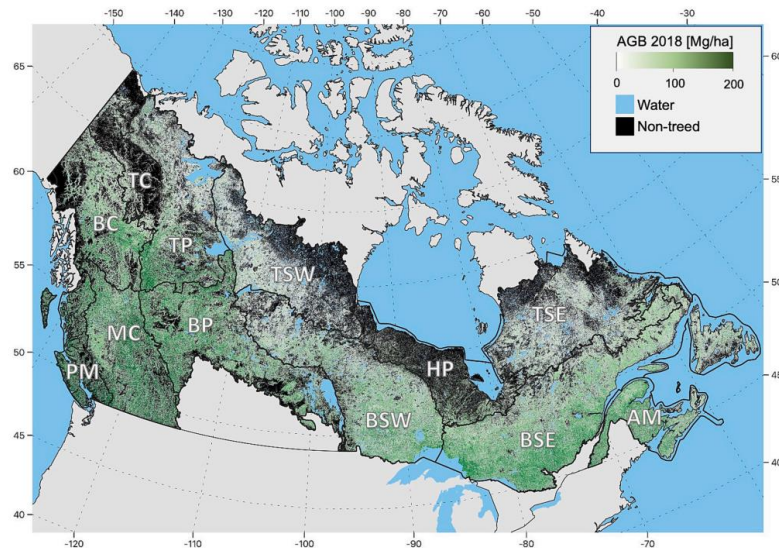
（4）**明确研究目的和方法**：清晰地阐述了本研究的目标和采用的方法，使读者能够快速了解研究的核心内容和重点。

二、数据与方法

1. 数据（根据文章原文梳理数据具体细节）

（1）数据涵盖区域及对应区域的森林情况（概况）

研究的数据覆盖加拿大十二个森林主导生态区，总面积超过 6.5 亿公顷，包含树木、湿地和湖泊。各生态区气候和生态条件不同，导致树种、林分结构、生产力和生长条件存在区域差异。**（气候和生态条件存在差异）**南部森林常见森林管理活动，如木材采伐和灭火，而北部森林大多未受管理。野火和采伐活动是主要的林分更替干扰因素，对地上生物量（AGB）影响显著。野火每年平均影响约 1.61 百万公顷森林，占总 AGB 的 0.056 Pg；采伐活动每年平均影响约 0.64 百万公顷，导致平均 AGB 移除量为 0.054 Pg。**（森林干扰具有一定的区别）**。



原文给的是这个图，表示了数据范围和之前别人做的 AGB 在 2018 分布大概情况，为后续分析提供了基线数据。

（2）遥感影像数据（其中使用的一种数据介绍）

使用 Landsat-8 和 Sentinel-2A、-2B 卫星的表层反射率数据。Landsat-8 数据来自 LANDSAT/LC08/C01/T1_SR，Sentinel-2 数据来自 COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED，均在 Google Earth Engine 平台上获取。**（数据来源：Landsat-8、Sentinel-2）**

选择云盖率小于 70% 的影像，在分析中仅保留林地掩膜内的像素，并去除云层像素。Landsat 影像利用质量保证（QA）波段去除不透明或卷云像素，Sentinel-2 影像使用 s2cloudless 算法根据云概率图像去除云层像素。**（数据筛选：剔除云盖率小于 70% 影像（初步筛选）→Landsat 使用 QA 精细去云/Sentinel-2 使用 s2cloudless 精细去云）**

为满足变化检测需求，使用 2017 年至 2019 年的影像。每年收集 5 月 30 日至 9 月 17 日之间的所有影像，以捕捉自 2018 年生长季末期以来发生的变化，2017 年和 2018 年的影像用于为 2019 年变化提供基线状态信息。**（时间范围：2017 年-2019 年中的 5 月 30 日-9 月 19 日，除 2019 年之外都是用作基线参考值）**

（3）地上生物量数据（其中使用的一种数据介绍）

基于 Matasci 等人（2018b）提出的协议，使用 Landsat 合成图像和全国范围的机载激光雷达样地数据生成森林结构的空视式地图。**（数据来源：别人已经做好的森林结构空视式地图）**

Zald 等人 (2016) 首次在区域范围内使用最近邻插值法, 将 Landsat 影像的地表反射率与共定位的机载激光雷达样地数据关联起来。该方法后被扩展到加拿大整个森林生态系统, 并对 30 米像素的森林结构指标进行校准和验证, 用于估算 AGB。(建模方法: 别人使用所谓的最近邻插值法进行的全局 AGB 估算)

使用独立的激光雷达样地样本对 AGB 产品进行精度评估, 报告的 R^2 为 0.699, RMSE% 为 65.8, 偏差为 -0.66。(别人方法估算结果的精度评估, 认为控制在合理范围内, 所以可以作为本研究基准数据来使用)

(4) 地表覆盖数据 (其中使用的一种数据介绍)

使用虚拟地表覆盖引擎 (VLCE) 框架生成的加拿大范围的 30 米地表覆盖地图, 该地图基于 Landsat 影像的年度变化信息。(数据来源: 别人生成好的加拿大范围 30 米地表覆盖地图)

VLCE 包含 12 个地表覆盖类别, 其中 4 个类别代表林地植被: 湿地-林地、针叶林、阔叶林和混交林。只有在 2018 年被分类为这 4 个林地类别的像素才被包含在分析中。(数据情况, 用的这个别人的数据中有哪些分类)

(5) 样本数据 (怎么进行样本数据处理)

为评估 TIIC 协议的变化检测精度, 遵循 Olofsson 等人 (2020) 的指南, 将研究区的有林像素划分为三个互斥且不重叠的层: 未受干扰森林、受干扰森林和缓冲区。在每个生态区内从每个层中随机选取样本, 共选取 700 个 30 米样本单元, 其中 55% 分配给未受干扰森林和缓冲层, 35% 分配给受干扰森林层。(样本选择方法: 三种层, 每个层选单元, 然后按照固定分配比例)

两名解释者在 Google Earth Engine 中通过对样本单元的光谱轨迹、Landsat-8 和 Sentinel-2 影像芯片以及 Google Earth 中的高分辨率影像进行检查, 独立评估参考图像。至少有一名解释者记录了像素是否为有林地、是否发生改变、改变类型 (如野火或机械移除)、首次清晰可见干扰的图像日期以及干扰前的图像日期等信息。(样本验证方法: 两个人工并行检查, 验证信息)

2. 方法 (根据文章原文梳理数据具体细节)

(1) 跟踪年内和年际变化 (TIIC) 算法

(本质就是通过时间序列统计方法建立特征, 然后用一个决策树判断变化类型)

组装图像集合: 将预处理后的 Landsat 和 Sentinel-2 影像按日期顺序组成时间序列, 用于检测林地像素表面反射率的不稳定性, 以识别候选变化像素。对于归一化燃烧比 (NBR) 和短波红外 (SWIR) 波段, 分别构建期望时间序列和目标时间序列, 期望时间序列基于 2017 年和 2018 年同期数据, 用于确定像素在夏季的预期值, 作为基线趋势与目标时间序列进行比较。(将之前的两个“遥感影像数据”并行构建时间序列 -> 单独对 NBR 和 SWIR 波段构建所谓“期望”和“目标”时间序列, 本质就是“预测值”和“实际值”)

变化检测: 使用贝叶斯更新土地覆盖算法 (BULC), 基于期望时间序列的参考均值和标准差, 计算目标时间序列中每个图像的像素特定 Z 分数, 输入 BULC 以更新单个有林像素的变化概率。最终生成变化概率向量, 包含分析期间三个概率值: NBR 降低/SWIR 增加、NBR/SWIR 稳定、NBR 增加/SWIR 降低。通过敏感性分析确定阈值, 若降低 NBR 或增加 SWIR 的概率超过 0.5, 则标记为候选变化像

素，并进一步基于全国阈值筛选去除不太可能的变化像素。同时，利用变化概率向量估计变化日期，当降低 NBR/增加 SWIR 的概率首次超过 0.3 时，确定为变化发生时间，并在概率超过 0.5 时确认变化。（使用 BULC 计算 Z 分数 -> 计算三种 NBR/SWIR 变化模式的概率值 -> 挑选出“候选变化像素”，同时估计变化发生日期）

变化类型划分：使用决策树对候选变化像素进行类型划分，主要区分野火和机械移除两类主要林分更替干扰因素。基于采样像素的 NBR 和 SWIR 后变化反射率设计四节点决策树，根据后变化 NBR 均值和后变化 SWIR 均值对候选变化像素进行分类，将像素分为野火类、机械移除类和未分类变化（可能为非林分更替事件）。为确保空间相邻像素具有匹配的干扰类型，使用 300 米半径平方核模式滤波器对分类结果进行处理，并移除小于最小制图单元 0.5 公顷的变化事件。（决策树将候选变化像素进行划分（特征：NBR/SWIR 计算的变化值；真值：之前样本人工标记的值）-> 空间滤波去除过小范围变化）

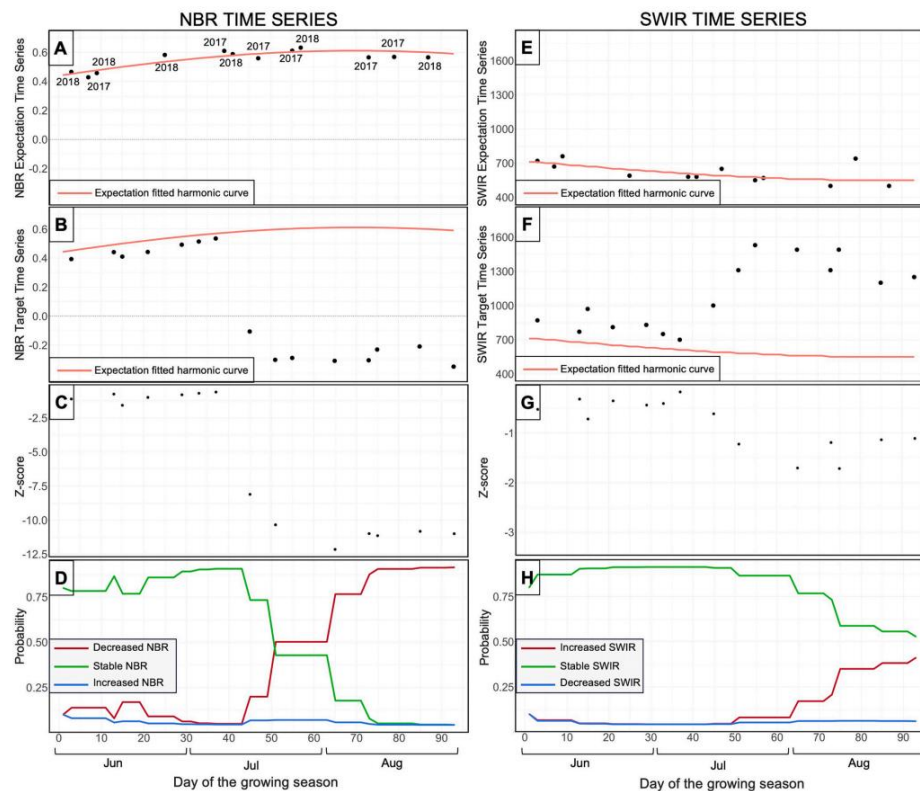


Fig. 2. Panels showing how the NBR time series and SWIR time series are used in the Tracking Intra- and Inter-year change (TIIC) workflow for a given pixel: A) Normalized Burn Ratio (NBR) for the expectation time series and the year associated with the image capture plus the fitted harmonic curve, B) NBR for the target time series with the expectation fitted harmonic curve, C) calculated Z-score based on the expectation and target time series, and D) probability of decreased NBR, stable NBR, and increased NBR. For the same pixel: E) Shortwave infrared (SWIR) expectation time series, F) SWIR target time series, G) calculated Z-score, and H) probability of increased SWIR, stable SWIR, and decreased SWIR.

通过实例展示了 TIIC 算法如何利用归一化燃烧比(NBR)和短波红外(SWIR)时间序列来检测候选变化像素，解释了算法的工作原理。

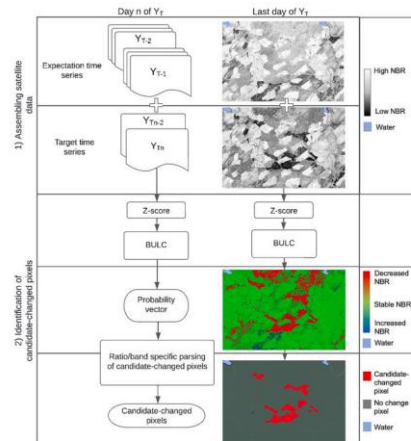


Fig. 3. Overview of the change detection stages of TIIC. Time series of Normalized Burn Ratio (NBR) and shortwave infrared (SWIR) are processed separately using these steps before the candidate-changed pixels are combined in one image at the end of this process. The example here is for the NBR. In this figure, the images associated with the expectation and target time series are produced by mosaicking all images in the time series.

提供了 TIIC 算法中变化检测阶段的概述，包括如何处理 NBR 和 SWIR 时间序列以识别候选变化像素，展示了算法的步骤。

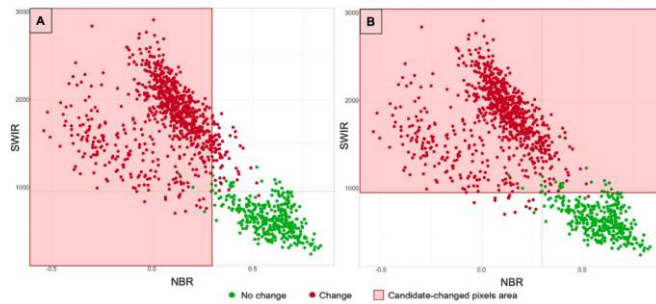


Fig. 4. Shortwave infrared (SWIR) and Normalized Burn Ratio (NBR) of randomly sampled change and no change pixels across the study area. A) For the NBR time series, any sample unit falling in the highlighted area will be considered a candidate-changed pixels based on the first threshold of NBR mean below 0.3. B) For the SWIR time series, any point falling in the highlighted area will be considered a candidate-changed pixels based on the first threshold of SWIR mean above 950.

展示了随机抽样的变化和未变化像素的 SWIR 和 NBR 时间序列，用于说明如何基于特定阈值识别候选变化像素。

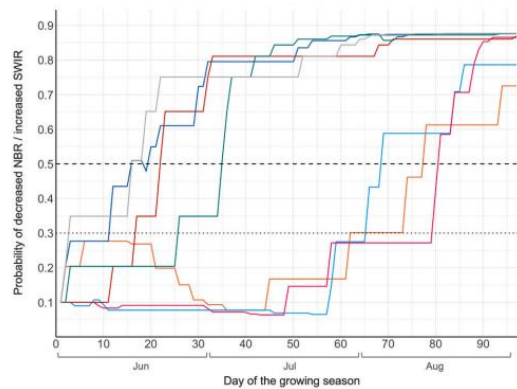


Fig. 5. Examples of the evolving probability of decreased Normalized Burn Ratio (NBR)/increased shortwave infrared (SWIR) associated with seven candidate-changed pixels, represented by colored lines. The dashed line at 0.5 represents the threshold to call a pixel changed while the dotted line at 0.3 indicates the date of change when crossed by a colored line.

通过示例展示了七个候选变化像素的 NBR/SWIR 减少概率随时间的演变，解释了如何确定变化发生的时间。

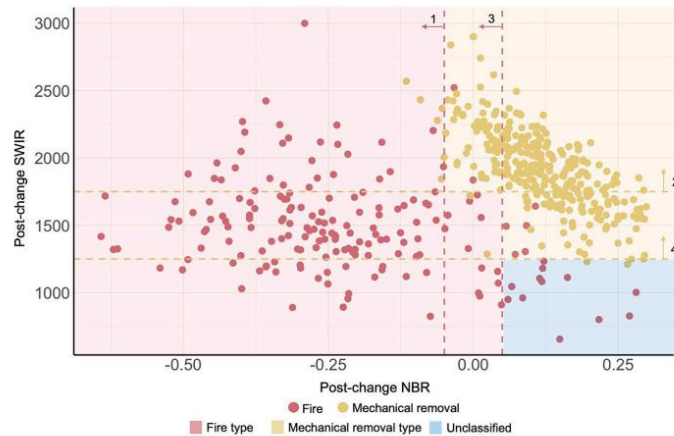


Fig. 6. Scatterplot of post-change Normalized Burn Ratio (NBR) and shortwave infrared (SWIR) of sampled pixels, colored based on disturbance type, used to build decision-tree for change typing. The numbered and colored dashed lines each represent a step of the decision tree ordered from 1 to 4. The background colours represent the areas within which a pixel will be assigned one of the change types.

通过散点图展示了采样像素的后变化 NBR 和 SWIR 值，基于此构建了决策树以区分变化类型，展示了如何区分不同干扰类型。

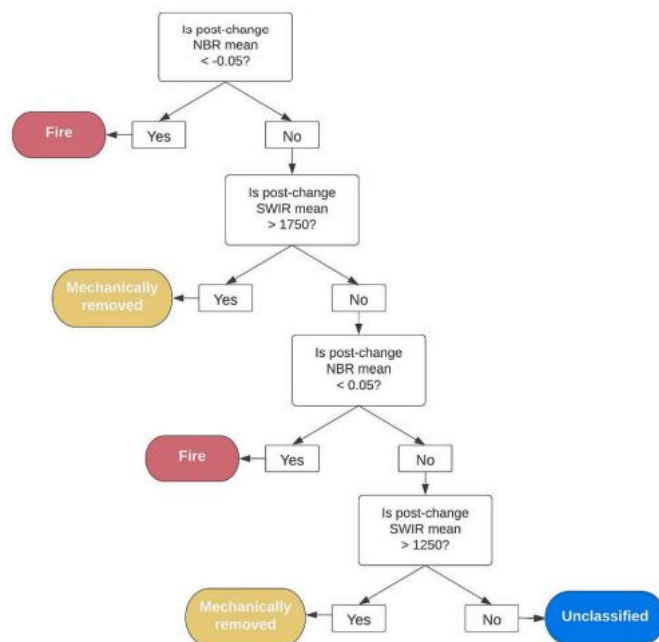


Fig. 7. Decision tree to attribute a change type to a candidate-change pixel.

展示了用于将变化类型分配给候选变化像素的决策树，说明了如何区分火灾和机械移除等不同类型的干扰。

(2) 年度 AGB 动态分析

(本质就是用了上面那个变化检测方法看哪里森林没了，然后去算 AGB 变化)

AGB 变化计算：将 TIIC 算法生成的变化地图与 2018 年加拿大森林生态系统的林地 AGB 地图相结合，计算 2019 年生长季内的 AGB 动态。当 TIIC 检测到变化时，将变化像素的 AGB 设为零，假设林分更替变化会导致 AGB 几乎完全或最终耗

尽。对于未受干扰且在整个 2019 年生长季保持有林的像素，基于其 2009-2018 年十年期间的历史年增长率，将 2018 年的 AGB 与植被生长导致的 AGB 增长相加，得到 2019 年的 AGB。假设生长季内 AGB 增长呈线性关系，并根据评估的生长季内的 10 天周期数进行分摊。**(TIIC 检测到消失的森林就认为一块 AGB 为零，没有检测到消失就按照自然增长计算 AGB)**

空间分析与可视化：对每个森林生态区，按变化类型计算 AGB 损失和总 AGB 动态，展示各生态区 AGB 损失和增长的空间分布情况，以及不同变化类型下 AGB 损失的时空动态。**(展示 AGB 时空变化图)**

(3) 精度评估

样本分类与分析：将样本单元分为未受干扰森林、受干扰森林和缓冲区三个层，对每个样本单元进行独立的参考图像评估，记录像素是否为有林地、是否发生改变、改变类型、首次清晰可见干扰的图像日期以及干扰前的图像日期等信息。根据这些信息，计算不同时间步长的精度，包括用户精度、生产者精度和总体精度，以评估 TIIC 算法的变化检测性能。**(相当于是分类根据受干扰程度贴标签，精度从不同方面考虑了)**

变化类型精度评估：通过比较参考数据与分类结果，构建混淆矩阵，计算变化类型划分的精度指标，包括总体精度、用户精度和生产者精度，以评估 TIIC 算法在区分野火和机械移除变化类型方面的性能。**(通过混淆矩阵、三种不同精度指标来评价性能，完成精度评估)**

三、结果

1. 森林变化检测结果

总体变化情况：2019 年，加拿大森林生态系统中超过 271 万公顷的有林地发生了林替变更，其中约 67% 的面积 (182 万公顷) 是由火灾引起的，33% (90 万公顷) 是由机械伐木等人为活动导致的树木机械移除。boreal plains 和 montane cordillera 生态区受火灾影响的面积最大，均超过 43 万公顷；而 boreal shield east 生态区受机械移除树木影响的面积最大，为 25 万公顷。2019 年，加拿大总共有林面积的 0.75% 受到了林替变更的影响，且当年超过 50% (14 万公顷) 的受扰动面积在 6 月 20 日之前 (即分析期的前两个 10 天时间窗口内) 得到了确认，其中 8 万公顷被归类为火灾，6 万公顷为机械移除树木。**(总结：2019 年，约 271 万公顷加拿大有林地在春夏间被火灾与伐木重塑，火灾主导 (67%)，且大部分扰动在 6 月 20 日前迅速显现。)**

变化检测准确性评估：TIIC 算法生成的 2019 年加拿大森林有林地的林替变更地图具有高度可靠性，总体准确率为 0.99，用户精度为 0.97，生产者精度为 0.98。在变更类型评估中，总体准确率为 0.99，其中火灾类型的用户精度为 0.99，生产者精度为 0.99；机械移除类型的用户精度为 0.99，生产者精度为 0.98。例如在 boreal shield east 生态区的一个研究区域，TIIC 能够准确识别出火灾和机械移除的扰动类型，并且即使这两种不同扰动类型在空间上相邻，也能正确区分。**(总结：TIIC 算法能够精准地捕捉并区分相邻的火灾与机械移除扰动)**

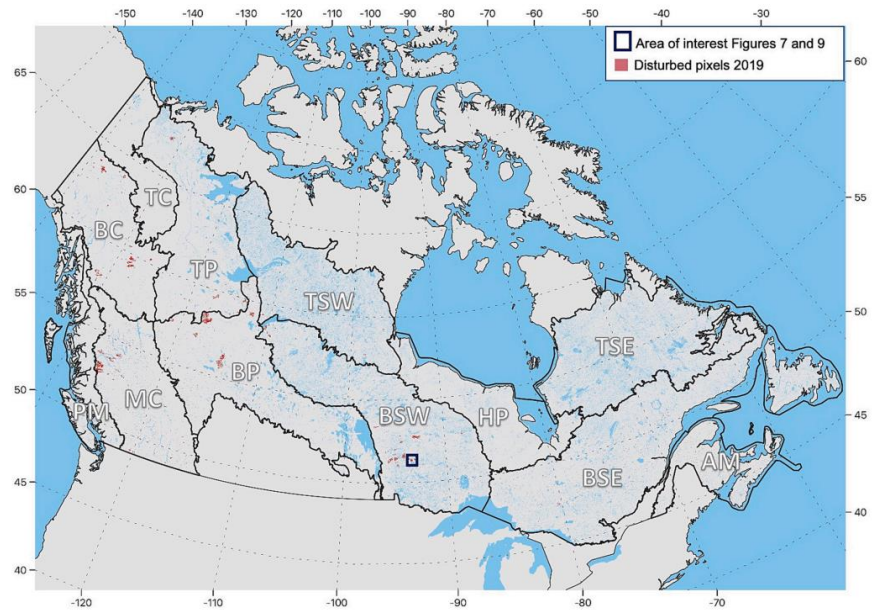


Fig. 8. Map of all forest disturbances attributed to the 2019 growing season where the square in the Boreal Shield West is the location of the area of interest in Figs. 7 and 9.

直观呈现 2019 年加拿大森林生态系统中发生林替变更的区域分布情况，包括变化的类型（如火灾和机械移除），帮助读者快速了解研究区域内森林变化的空间格局和主要变化类型。

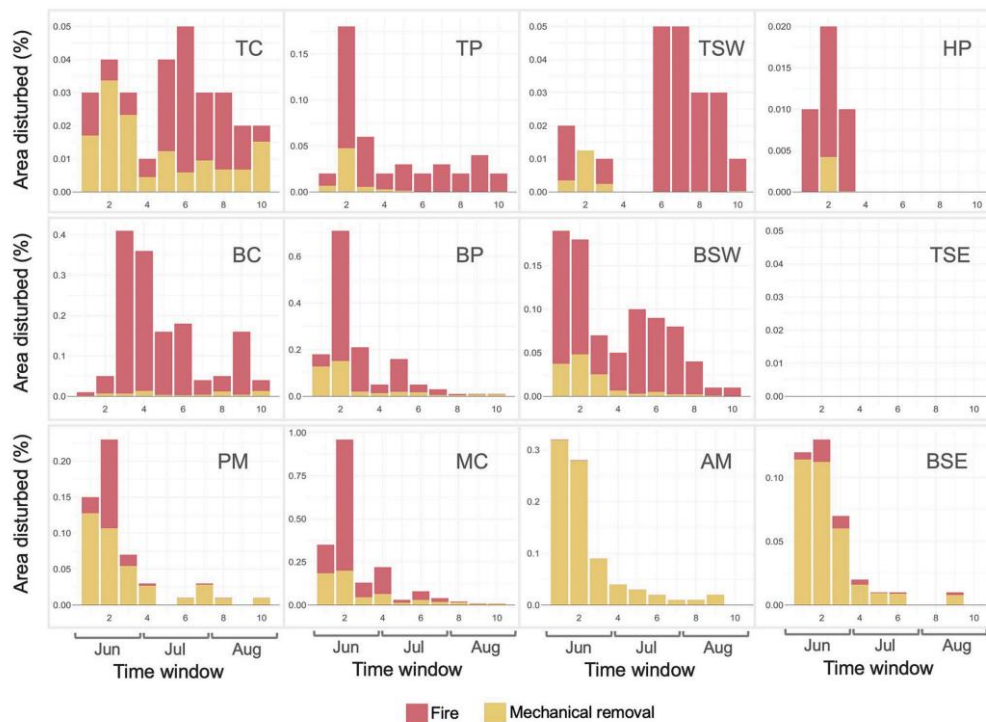


Fig. 9. Percentage that the disturbed area represented over the total treed area of the ecozone per change type and per 10-day temporal window starting on May 30, 2019 by Canada's forested ecozone. Note differing values on each y-axis.

展示不同生态区在 2019 年各 10 天时间窗口内受火灾和机械移除影响的面积占比，反映森林变化在时间和空间上的分布差异，有助于分析不同生态区森林变化的动态过程和季节性特点。

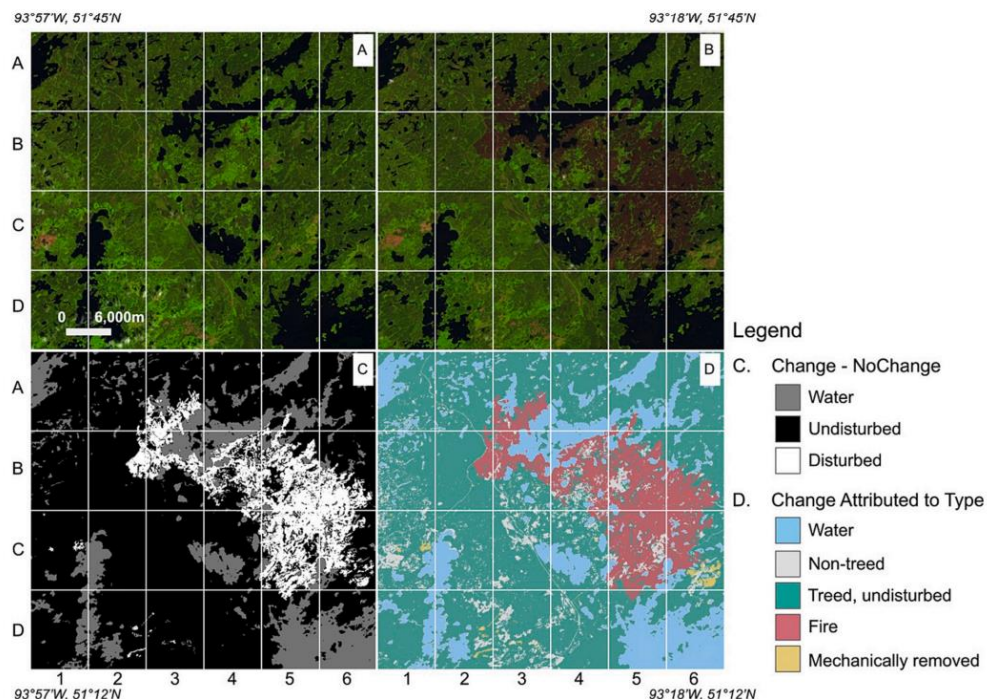


Fig. 10. Stability and change in an area of interest in the Boreal Shield West. (A) False colour infrared image late in 2018, (B) false colour infrared image late in 2019, (C) disturbed forest vs undisturbed, and (D) change attributed to type.

通过对比同一区域在 2018 年和 2019 年的图像，以及 TIIC 算法识别的变化地图和变化类型地图，直观展示算法对变化的检测和分类效果，验证算法在实际应用中的准确性和可靠性。

2. 森林生物量动态变化结果

总体生物量变化：2018 年加拿大森林生态系统有林地的地上生物量 (AGB) 总量约为 26Pg，到 2019 年底增加至 26.66Pg，增长了 0.66Pg，每个生态区在 2019 年都实现了净 AGB 正平衡。其中，montane cordillera 和 boreal plains 生态区的 AGB 损失最大，分别为 0.07Pg 和 0.04Pg；而 boreal shield east 和 montane cordillera 生态区的 AGB 增加最多，分别为 0.16Pg 和 0.14Pg。在 AGB 密度损失方面，montane cordillera、boreal cordillera 和 boreal plains 生态区损失最大，分别为每公顷 2.02Mg、1.17Mg 和 1.02Mg；而太平洋海洋和 montane cordillera 生态区的 AGB 密度增长最高，分别为每公顷 6.36Mg 和 4.47Mg。**(总结：尽管西部 montane cordillera 和 boreal plains 出现损失，全年地上生物量仍从约 26Pg 增至 26.66Pg，东部与山地增长弥补了损耗。)**

时间维度上的生物量动态：总体而言，2019 年加拿大森林每 10 天平均因火灾损失 AGB 13.75Tg，因机械移除损失 AGB 7.57Tg。西部生态区如 montane cordillera、boreal plains 和 boreal cordillera 受火灾影响导致的 AGB 损失最为严重。64% 的因火灾导致的 AGB 损失在分析期的第一个月内被检测到。而机械移除在南部生态区更为普遍，80% 的因机械移除导致的 AGB 损失发生在分析期的第一个月。**(总结：时间上，每 10 天火灾平均损失 13.75Tg AGB、伐木损失 7.57Tg；火灾在西部首月迅速爆发 (64%)，伐木在南部首月集中 (80%))**

四、讨论

1. 数据融合与近实时监测能力

TIIC 算法利用 Landsat 与 Sentinel-2 的密集时序影像，并借助云计算，实现了在加拿大森林生态区范围内以 10 天为步长的监测。这种融合使得监测比仅依赖 Landsat 的 NRT（近实时）算法更灵敏、更及时。在约 30 天的分析期内，TIIC 即可捕获自上一生长季结束以来的大部分森林变化，而其他方法（如 S-CCD、COLD）分别需约 80 天和 96 天才能确认同等变化。由此可见，TIIC 在对快速发生的扰动（如火灾、机械砍伐等）进行早期预警和响应方面具有显著优势。**（总结：TIIC 融合 Landsat 与 Sentinel-2 时序影像，借助云计算实现约 10 天步长的监测，相比仅用 Landsat，可在约 30 天内更快速捕捉森林变化。）**

2. 扰动类型识别的高精度

TIIC 通过变化后地表反射率特征，能够高精度区分火灾与机械移除两大类主要林地变化。对火灾的生产者精度达到 99%，用户精度亦极高；对机械移除的生产者精度达 96%，均与相关研究结果相当或更优。准确识别扰动类型对于后续恢复措施制定至关重要，因为火灾后的自然再生过程与人工干预后的恢复路径不同。高精度分类为森林管理者提供了决策支持。**（总结：TIIC 能通过地表反射率精确区分火灾（生产者精度 ~99%）和机械移除（生产者精度 ~96%），为不同恢复措施提供决策支持。）**

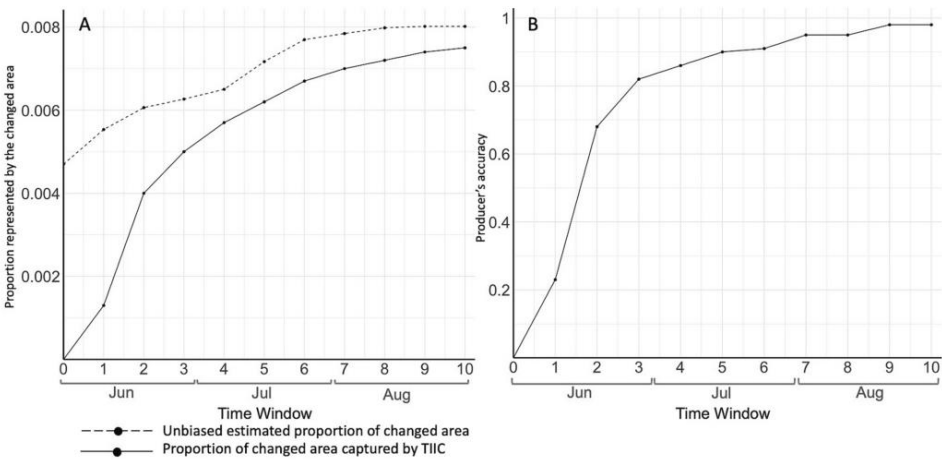


Fig. 11. A) Proportion of changed area captured by TIIC and unbiased estimated proportions of changed area and B) producer's accuracy at the end of each 10-day time window starting May 30 up to September 1.

展示 TIIC 算法在不同时间窗口内捕获变化区域的比例以及生产者精度的变化趋势，反映算法在时间推移中的性能表现，体现算法精度随观测数据增加而逐渐提高的特点。

3. 森林生物量动态的应用与见解

结合 2018 年的 AGB(地上生物量)基线图与 2019 年生长期内的扰动地图，可生成按扰动类型划分的详细 AGB 动态账目。结果表明，尽管存在机械移除和火灾导致的局部生物量损失，未受扰动区域的生长可在整个生长季内部分或完全抵消损失，体现了跨整个季节评估的重要性。2019 年的 AGB 损失速率显著高于长期平均，主要由于某生态区（如蒙特尼科迪利亚生态区）发生的大规模火灾。由此可见，仅依赖长期平均趋势可能掩盖短期内的剧烈波动，强调需要兼顾多年

平均与年度/季节层面的变化分析。（总结：结合基线 AGB 图与扰动地图，可生成生长期内按类型划分的生物量动态账目，显示未扰动区域生长可抵消部分损失；年度 AGB 变化可显著偏离长期趋势，需关注年际波动。）

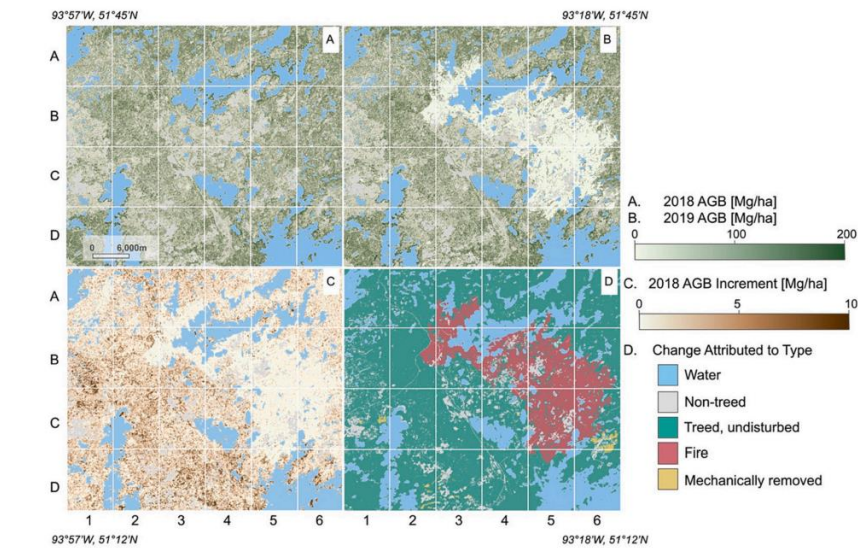


Fig. 12. Change in aboveground biomass (AGB) for the 2019 growing season. (A) AGB at the end of 2018, (B) AGB at the end of 2019, (C) AGB gain for 2019, (D) change attributed to type.

通过对比 2018 年和 2019 年的 AGB 数据，以及展示 2019 年 AGB 的增益、损失和变化类型归因，直观呈现森林生物量在一年内的动态变化，体现不同变化类型对生物量的影响，为评估森林生态系统的变化提供重要依据。

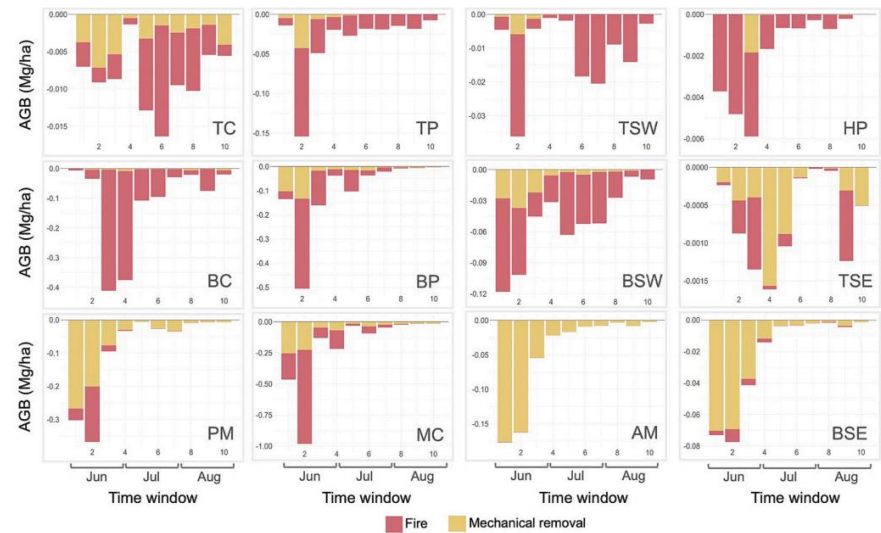


Fig. 13. Loss density of aboveground biomass (AGB/ha) per change type and per 10-day temporal window starting on May 30, 2019 by Canada's forested ecozone. Note differing values on each y-axis.

展示不同生态区在 2019 年各 10 天时间窗口内因火灾和机械移除导致的 AGB 损失密度，帮助分析不同生态区 AGB 损失的空间分布和时间动态，为针对性的森林管理和恢复措施提供参考。

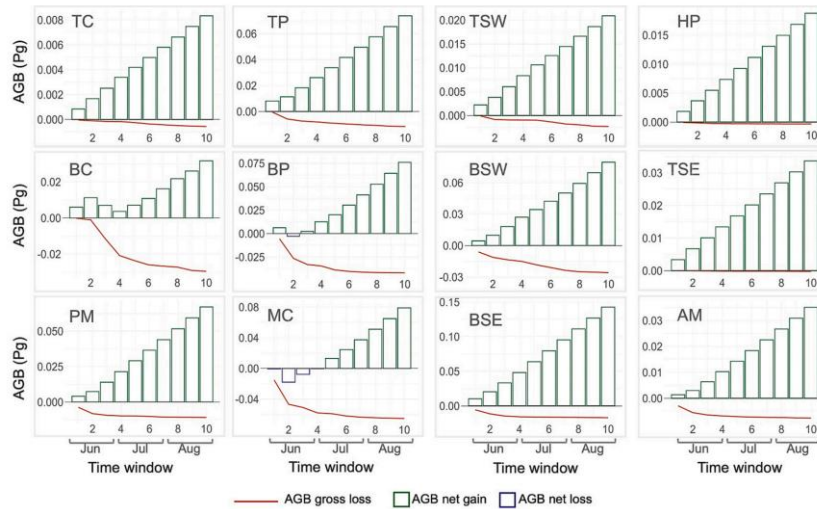


Fig. 14. Aboveground biomass (AGB) dynamics by Canada's forested ecozone per time window (10 days) starting on May 30, 2019. The red line represents the AGB gross loss while the bars show the net AGB gain or loss. Note differing values on each y-axis. See Fig. 1 for ecozone names. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

展示各生态区在 2019 年生长季内每 10 天时间窗口的 AGB 总损失和净 AGB 增益或损失情况，反映生物量动态变化的时间和空间差异，为评估森林生态系统的变化和恢复能力提供重要参考。

4. 研究局限性

为统一输出，TIIC 将变化层重采样至 30 米像素，牺牲了 Sentinel-2 的 10 米或 20 米高分优势。未来可探索将 Landsat 降尺度至 10 米，以兼顾广域覆盖与高精度空间信息。TIIC 的阈值设定基于加拿大森林生态区观测，可能不适用于全国或其他地区；在不同区域或全球应用时需重新校准，以适应当地植被类型、气候与遥感条件。TIIC 最适用于生长季期间的变化监测。冬季受云层、积雪和低太阳角度影响，难以精确定位冬季内何时发生的扰动；只能在下一个生长季时检测到前值变化，但无法确定具体时间窗口。**(总结：TIIC 将变化图重采样至 30 米，丧失 Sentinel-2 的高分辨率优势；算法阈值基于加拿大生态区需在他区重新校准；冬季受云雪与低太阳角度影响，无法精确定位扰动时间。)**

五、结论

本文提出了一种新的森林变化检测算法——追踪年内和年际变化(Tracking Intra- and Inter-year Change, TIIC)，主要结论如下：

1. 林替变更监测能力：TIIC 算法能够实现对加拿大森林生态区范围内林替变更的近实时监测，以 10 天为时间步长，为森林管理者提供了更及时、更详细的森林变化信息，有助于减少传统基于趋势分析方法制作变化地图时的延迟。**(总结：TIIC 实现 10 天步长近实时监测，大幅降低延迟。)**

2. 数据融合优势：通过融合 Landsat 和 Sentinel-2 图像的密集时间序列，结合云计算技术，TIIC 算法在空间覆盖范围和时间分辨率上取得了较好的平衡，能够在大面积范围内进行高频率的森林变化监测，为森林变化的精细分析提供了数据支持。**(总结：融合 Landsat 与 Sentinel-2，实现大范围高频次变化捕捉。)**

3. 扰动类型识别准确性：TIIC 算法能够准确区分火灾和机械移除两类主要的林替变更类型，并分别计算出它们的面积及时空分布。其对于火灾类别的生产者精度达到 99%，用户精度极高；对于机械移除树木的生产者精度为 96%，与现有研究结果相当，为后续针对性的森林管理和恢复措施提供了依据。**（总结：高精度区分火灾和机械移除，提供时空分布信息。）**

4. 森林生物量动态评估：通过将森林林替变更地图与 2018 年的地上生物量（AGB）地图相结合，研究生成了 2019 年生长期内按扰动类型划分的详细的 AGB 动态账目。结果显示，2019 年加拿大森林生态系统的 AGB 整体呈现增长趋势，尽管受到机械移除和森林火灾的影响，未受扰动森林的植被生长能够抵消 AGB 的减少，突出了在较细的时空尺度上评估 AGB 动态的重要性。**（总结：结合基线 AGB 地图，揭示未扰动区域生长可抵消损失，整体生物量增长。）**

5. 对森林变化监测的补充与完善：TIIC 算法为森林变化监测提供了一种新的可靠方法，其年内低延迟变化捕捉能力能够与长期趋势分析相结合，更全面地了解森林变化的动态过程。同时，该研究也指出了 TIIC 算法的局限性，如空间分辨率、算法移植性和监测时间范围的限制等，为进一步的研究改进提供了方向。**（总结：提供低延迟动态监测，需在空间分辨率、移植性和冬季监测上改进。）**

（B）进一步结合自己查找的相关参考文献，提出自己对你选题方向的理解、批判与展望（约 2000 字，60 分）

一、相似研究整理及其概述

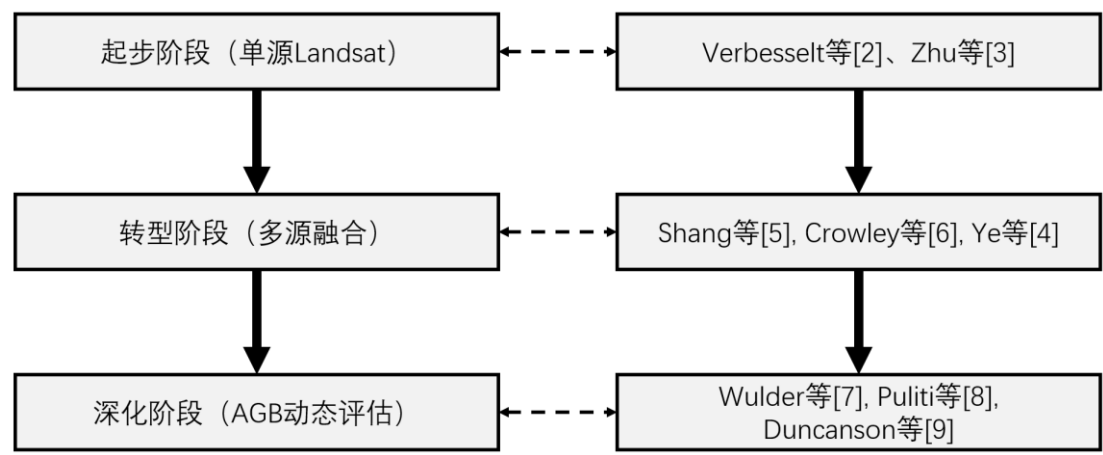
文献来源	与这篇论文的关系	核心内容	主要创新点（贡献）
Verbesselt 等 ^[2]	单源时间序列近实时扰动检测的奠基；为多源扩展提供框架	基于 BFAST 分解的历史时序建模与突变检测	首次系统化在线检测框架：无需阈值、能抵御季节性与噪声
Zhu 等 ^[3]	Landsat 时序变化检测综述；为多源融合提供理论背景	频次、预处理、算法分类（阈值、分段、轨迹分类等）与应用回顾	全面分类与比较，揭示高频时序对检测精度的重要性
Ye 等 ^[4]	Landsat 随机连续检测(S-CCD)；本选题在此基础融合 Sentinel-2 提高	利用状态空间模型递归更新，实现近实时扰动识别	通过随机过程模型减延迟、提高细微扰动检测能力

	频次，并结合 AGB 映射		
Shang 等 ^[5]	Landsat 7/8 、Sentinel-2 数据 harmonized 近实时监测；与本研究多源融合思路相同，但具体区域或实现细节不同	提出 NRT-MONITOR 在线遗忘因子框架，实现 30m 级三日更新扰动告警	高效递归算法：处理效率显著提升，确认延迟缩至数十天
Crowley 等 ^[6]	年内火灾过程监测：多源数据融合示例；本研究关注更广扰动类型及 AGB 后果	基于 BULC 的贝叶斯更新融合 Landsat/Sentinel /MODIS 等，生成周/日级火灾进程度量	构建时空密集栈，量化火灾进程与变化速率，支撑碳预算与管理决策
Wulder 等 ^[7]	加拿大森林 AGB 年际动态研究；本研究朝年内（intra-year）更细粒度监测推进	基于 Landsat 时序解耦干扰面积与 AGB 后果，量化年际损失与恢复	提出“解耦”框架，构建长期趋势背景，指引细时序动态分析
Puliti 等 ^[8]	基于 NFI 实测与遥感的 AGB 变化估计；本研究侧重无缝连续时序动态估量	结合地面样地与双时间 Sentinel-2/Landsat 数据，建立精确 Δ AGB 模型	证明卫星光学数据可大幅提升 Δ AGB 估计精度，为动态验证提供基准
Duncanson 等 ^[9]	AGB 产品验证方法；本研究需对年内动态产品做独立验证与不确定性评估	综述多尺度、多平台 AGB 验证需求与方案，强调独立、多分辨率验证网络	明确多尺度验证协议，指导 AGB 动态监测产品的可信度评估

近年来，利用多源遥感数据进行森林扰动检测与地上生物量（AGB）动态监测成为林业遥感研究的热点方向。早期研究主要依赖 Landsat 等单一数据源开展长时间序列的变化识别（如 Verbesselt 等^[2] 和 Zhu^[3]等），奠定了近实时监测的基本方法框架。随着 Sentinel-2 等高时效卫星的加入，研究逐渐转向多源数据融合，以提升监测频率和空间覆盖率（Shang 等^[5]；Crowley 等^[6]）。例如，Ye 等^[4]引入概率模型减少检测延迟。与此同时，对扰动影响的量化也不断推进，从关注干扰面积扩展到对 AGB 变化的评估。Wulder 等^[7]探讨了年际尺度上的 AGB 变化，而 Puliti 等^[8]将遥感数据与地面清查数据结合，实现了更精确的生物量估计。

本研究选题正是对这些工作的进一步深化，通过融合多源影像实现年内尺度的扰动动态监测，并量化对 AGB 的实时影响，具有更高的时效性和应用价值。当前研究趋势显示，森林扰动与 AGB 监测正朝着更高频率、更高精度以及更强实时性的方向发展，同时也更注重成果的可验证性和在不同生态区域的适应能力（如

Duncanson 等^[9]所强调)。这些进展为森林资源管理、碳核算与生态评估提供了坚实的数据基础和技术支撑。



从相似研究中整理的相关论题演化情况

二、对该选题的理解

1. 选题意义

用一句话描述这个选题，就是“**利用多源遥感影像融合，实现年内尺度森林扰动动态监测，并量化对地上生物量（AGB）的实时影响**”。从宏观角度看，这一研究回应了气候变化与碳循环管理对**及时、细粒度森林信息**的需求：传统年际监测可能无法揭示生长季内扰动与恢复的细节，而近实时、年内尺度的动态监测有助于**精确碳核算与生态管理决策**。同时，随着 Sentinel-2 与 Landsat 等影像的长期积累及云平台处理能力的发展，**多源高频观测与在线算法成为可能**，为年内监测奠定条件。

2. 核心思路与技术

多源数据融合：选题核心在于将 Landsat-8 与 Sentinel-2A/B 等影像进行融合，并在 Google Earth Engine 等平台上构建连续时序，以**增加生长季内观测频次、降低云遮挡导致的缺测**。

基于期望-目标时序的变化检测：论文所用的 TIIC 算法先用前两年（如 2017、2018 年）同期影像拟合期望时序（NBR、SWIR 的季节模式），再对比目标年份（如 2019 年）生长季内实际观测序列，通过 Z-score 或概率更新判断潜在扰动像素。这种期望-目标时序对比兼顾了季节性和突变信号，**可有效捕捉生长季中发生的立木丧失事件**。

扰动类型判定：在检测到候选改变后，利用后期光谱特征（如 NBR 后期均值、SWIR 后期阈值）和决策规则区分火灾与机械采伐等类型，并结合最小制图单元过滤等空间处理，**确保类型标注的准确性与空间一致性**。

年内 AGB 动态量化：将扰动检测结果与已有的基线 AGB 地图（例如基于 Landsat+LiDAR 样地生成的 2018 年 AGB 分布）结合：对变动像素按检测时间置

零处理以模拟损失，对未变像素按历史年均增量线性分配估算生长增量，再在 10 天时间窗口上累积，**既能反映短期损失，也能捕捉生长恢复过程**）

在线确认与时滞考量：通过不断纳入新的观测影像，在生长季内逐步提高检测的置信度。论文结果显示 TIIC 在约 30 天后可高准确度确认扰动，相较仅基于 Landsat 的算法**显著缩短时滞**。

3. 本选题与之前文献综述中相似研究的衔接关系

承接了早期基于 Landsat 年际及子年时序方法（如 Verbesselt 等^[2]、Zhu 等^[3]）的思路，但借助多源融合与在线概率更新显著提升时效和敏感度。

在多源融合领域，与 Shang 等^[5]NRT-MONITOR、Crowley 等^[6]虚拟星座等研究共用数据一致化和递归更新思路；TIIC 在大范围实验中验证了这些思路的可行性。

在 AGB 估算方面，基于 Wulder 等^[7]年际动态研究和 Puliti 等^[8]地面样地+遥感结合估算，进一步深化至年内动态量化，为更细粒度的碳动态分析提供新途径。

4. 总结：

做什么：融合 Landsat 与 Sentinel-2 影像，检测并确认年内生长季发生的立木扰动，区分类型，并结合基线 AGB 图估计损失与生长增量，在 10 天尺度上呈现 AGB 动态。

怎么做：期望-目标时序对比+概率更新+光谱阈值判定+时间窗口累积。

为何做：满足管理与碳核算等对更高频、更精细森林动态信息的需求，揭示生长季内扰动与恢复节律，为决策提供及时数据支撑。

取得效果：在加拿大大尺度验证中实现高准确度扰动检测与类型判定，并揭示生长季内 AGB 净增现象，证明了方法的可行性与价值。

需关注：数据缺失、自适应性、增长模型简化和非立木扰动覆盖等方面的限制。

三、对该选题的批判

1. 仅对原论文中的批判

（1）生长增量估计的简化假设（**生长增量估计的假设太简单，忽略了一些因素**）

对未变化像素的 AGB 增长，论文采用基于历史 10 年年均增长率在生长季内按等分 10 个 10 天窗口线性分配的方式。这种线性分配忽略了季节性非线性变化以及当年气候异常（如干旱、高温等）对生长速率的影响，可能导致短期 AGB 增量估算存在显著偏差，尤其在生长旺季早期或晚期的生长模式并非均匀分布时。

（2）非立木或渐进性扰动覆盖不足（**文章只考虑两种类型的扰动，但实际上还有其它类型的扰动文章中都没有考虑到**）

TIIC 主要聚焦于立木丧失明显的剧烈扰动（火灾、机械采伐），对渐进性、微扰动（例如病虫害、干旱胁迫、森林退化等）的检测能力欠缺，而这些微扰动

虽然单次影响有限，但其累积效应对长时序 AGB 动态及生态健康具有重要意义。论文虽在背景中提及非立木扰动重要性，但算法设计中未纳入针对小幅度或渐进变化的时序敏感策略。

(3) 阈值和概率更新参数依赖经验设定（里面不同扰动的阈值都是人工根据数据指定的，缺乏普适性，如果换一个场景又需要人工标定）

论文中使用 BULC 概率阈值（如候选改变概率 >0.5 ；确认改变时回溯至概率 >0.3 的时点）及后期 NBR、SWIR 阈值（NBR 后期均值 <0.3 、dNBR >0.3 ；SWIR 后期均值 >950 、dNBR >0.2 ）来筛选和确认改变像素，这些阈值基于对加拿大范围内样本的敏感性分析确定，缺乏更普适的自适应方法。一旦应用到其他生态区或不同传感器数据，可能需要重新校准，否则会降低检测准确性和泛化能力。

2. 对整体选题的批判

(1) 应对极端事件与异常年份（现在极端气候很多，这种考虑所谓长期的时间序列模型未来需要进一步加入这一类考虑因素，补充选题缺陷）

气候变化背景下，极端干旱、高温、异常降水或连年扰动等会打破历史模式，导致期望时序和增长模型失效。算法应具备检测和适应异常年景的能力，否则会误判生长或扰动。如何动态调整模型以应对极端事件，是未来研究重点。

(2) 验证与长期监测评价（现在这一类选题的很多内容仍然要依赖大量人工的验证和校正，这是这一选题难以进行的重大难题）

年内动态监测需要频繁验证，但地面验证样本难以迅速获取，尤其在偏远地区。无人机、移动 LiDAR 等新技术可提供局部验证，但难以大规模布设。如何设计高效的验证策略，在动态过程中持续评估算法性能，是评价体系的核心痛点。

(3) 生长模型与动态生态过程复杂性（现在这一类选题考虑的 AGB 增长模型都非常简单，而且就算是有这一类的论题都难有普适性，起码在新模型中很少见到用到新型 AGB 模型的，大部分还是停留在原始的 AGB 增长模型）

AGB 增长受气候、水分、土壤、物种结构等多因素影响，且存在季节性和年际差异，用简单线性或经验平均模型难以准确反映实际生长动态。要提升年内 AGB 估计精度，需要引入过程驱动模型或气象驱动生长模型，但对模型参数化、数据输入（气象、生态变量）及计算成本提出高要求。

四、对该选题的展望

1. 仅对原论文中的展望

(1) 改进生长增量估计

目前一般有两种改进方法，一种是可以结合气象驱动，一种是可以进行高频植被指数融合。前者是将遥感观测与过程驱动生长模型结合，通过数据同化动态校正生长速率。Minunno 等^[10]的最新研究提供了将 Sentinel-2 与森林过程模型同化的框架，可用于实时调整 AGB 增长预测，但是普适性仍然有待考证。后者是用 Sentinel-2 红边或 EVI 等植被表型时序，与气象驱动模型联用，对生长季初

期、末期及异常年份进行非线性生长刻画，减少线性分配误差，这在 Li 等人^[11]的研究中有所体现。

(2) 增强时间序列渐进性

目前一般有两种改进方法，一种是使用深度时序结合更多特征，一种是采用更多其它传感器互补。前者是采用 Transformer 或 LSTM 自编码器等深度学习模型学习正常生长-季节时序，从而识别小幅度或渐进异常。比如 Schiller 等人^[12]展示了基于 Sentinel-2 时序的深度模型在扰动识别中的潜力。后者是结合 SAR（如 Sentinel-1）与高分辨率无人机 LiDAR 等数据，通过多源时序融合提升对病虫害或干旱胁迫等微小结构或含水量变化的敏感度。比如 Yan 等人^[13]的研究中，展示了 UAV LiDAR 在 AGB 验证和微尺度变化检测中的应用。

(3) 减少经验阈值依赖

目前一般有两种改进方法，一种是自适应阈值与无监督学习，一种是迁移学习与在线更新。前者是运用无监督或弱监督方法自动从时序特征中提取扰动/非扰动分布，比如 Han 等人^[14]的研究，提出的自适应结构特征挖掘，可启发自适应阈值确定。后者则是在新区域或不同生态区，通过少量本地样本或在线反馈机制对模型/阈值进行动态校准，降低对固定经验参数的依赖，从而提升泛化能力。

2. 对整体选题的展望

(1) 参考更多极端气候事件带来的影响

在之前找的 Minunno 等人^[10]的研究中提及过，可以使用动态期望时序与异常响应模型：构建可随实时气象预警（干旱、热浪等）动态调整的生长基线和扰动判定门槛，在极端事件到来时通过气象-遥感耦合模型预测生长或应激响应，避免误判。

(2) 验证与长期监测评价体系

可以参考 Xu 等人^[15]的研究，建立一套多层次自动化验证的体系，结合无人机/UAV LiDAR、小型地面样地与现有森林观测网络，形成梯度验证数据，支持微扰动验证和大范围动态评估。或是参考 Navarro 等人^[16]的研究，建立新的不确定量化与可视化体系，采用蒙特卡洛或贝叶斯方法将遥感噪声、基线 AGB 误差及生长预测不确定性综合传播，输出置信区间的 AGB 动态结果。或者也可以在云平台上构建自动化流程，当新验证数据到位时即刻评估并反馈模型更新建议，提高长期运行效率和可靠性。

(3) 更精细的生长与生态过程建模

在未来可能可以继续将过程模型与机器学习混合，将生态过程模型（如 4C 等）与深度学习同化或代理建模结合，既保留物理先验，又捕捉非线性与区域特征，提高年内 AGB 估计精度和适应极端情景能力，参考 Nyström 等人^[17]的研究。或者是使用多因子驱动与可解释性，引入土壤水分、营养、林分结构等辅助变量，使用可解释机器学习方法评估各因子对生长波动的作用，便于不同生态区的模型迁移与参数调整。

(C) 参考文献 (10 分)

参考文献

- [1] Pelletier, F., Cardille, J. A., Wulder, M. A., White, J. C., & Hermosilla, T. (2024). Inter-and intra-year forest change detection and monitoring of aboveground biomass dynamics using Sentinel-2 and Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 301, 113931.
- [2] Verbesselt, J., Zeileis, A., & Herold, M. (2012). Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 123, 98-108.
- [3] Zhu, Z. (2017). Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 370-384.
- [4] Ye, S., Rogan, J., Zhu, Z., & Eastman, J. R. (2021). A near-real-time approach for monitoring forest disturbance using Landsat time series: Stochastic continuous change detection. *Remote Sensing of Environment*, 252, 112167.
- [5] Shang, R., Zhu, Z., Zhang, J., Qiu, S., Yang, Z., Li, T., & Yang, X. (2022). Near-real-time monitoring of land disturbance with harmonized Landsats 7-8 and Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, 278, 113073.
- [6] Crowley, M. A., Cardille, J. A., White, J. C., & Wulder, M. A. (2019). Generating intra-year metrics of wildfire progression using multiple open-access satellite data streams. *Remote Sensing of Environment*, 232, 111295.
- [7] Wulder, M. A., Hermosilla, T., White, J. C., & Coops, N. C. (2020). Biomass status and dynamics over Canada's forests: Disentangling disturbed area from associated aboveground biomass consequences. *Environmental Research Letters*, 15(9), 094093.
- [8] Puliti, S., Breidenbach, J., Schumacher, J., Hauglin, M., Klingenberg, T. F., & Astrup, R. (2021). Above-ground biomass change estimation using national forest inventory data with Sentinel-2 and Landsat. *Remote sensing of environment*, 265, 112644.
- [9] Duncanson, L., Armston, J., Disney, M., Avitabile, V., Barbier, N., Calders, K., ... & Williams, M. (2019). The importance of consistent global forest aboveground biomass product validation. *Surveys in geophysics*, 40, 979-999.
- [10] Minunno, F., Miettinen, J., Tian, X., Häme, T., Holder, J., Koivu, K., & Mäkelä, A. (2025). Data assimilation of forest status using Sentinel-2 data and a process-based model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 363, 110436.

- [11] Li, C. , Zhou, L. , & Xu, W. (2021). Estimating aboveground biomass using Sentinel-2 MSI data and ensemble algorithms for grassland in the Shengjin Lake Wetland, China. *Remote Sensing*, 13(8), 1595.
- [12] Schiller, C. , Költzow, J. , Schwarz, S. , Schiefer, F. , & Fassnacht, F. E. (2024). Forest disturbance detection in Central Europe using transformers and Sentinel-2 time series. *Remote Sensing of Environment*, 315, 114475.
- [13] Yan, Y. , Lei, J. , & Huang, Y. (2024). Forest Aboveground Biomass Estimation Based on Unmanned Aerial Vehicle - Light Detection and Ranging and Machine Learning. *Sensors*, 24(21), 7071.
- [14] Han, T. , Tang, Y. , Zou, B. , & Feng, H. (2024). Unsupervised multimodal change detection based on adaptive optimization of structured graph. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 126, 103630.
- [15] Xu, Q. , Man, A. , Fredrickson, M. , Hou, Z. , Pitkänen, J. , Wing, B. , ... & Greenberg, J. A. (2018). Quantification of uncertainty in aboveground biomass estimates derived from small-footprint airborne LiDAR. *Remote sensing of environment*, 216, 514–528.
- [16] Navarro, A. , Young, M. , Allan, B. , Carnell, P. , Macreadie, P. , & Ierodiaconou, D. (2020). The application of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) to estimate above-ground biomass of mangrove ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 242, 111747.
- [17] Nyström, M. , Lindgren, N. , Wallerman, J. , Ehlers, S. , Grafström, A. , Muszta, A. , ... & Olsson, H. (2015). Assimilating remote sensing data with forest growth models. In *35th EARSeL Symposium European Remote Sensing: Progress, Challenges and Opportunities*.