Perspectivas sobre a Utilização de Algoritmos para o Processamento de Séries Temporais no Estudo de Distúrbios Florestais

Eduardo Ribeiro Lacerda & Raúl Sánchez Vicens

# Introdução

A incorporação do tempo como variável chave de estudos geográficos, principalmente os pautados na análise sistêmica da paisagem, se deu de forma bastante limitada principalmente pela dificuldade de acesso a séries históricas confiáveis, assim como pela dificuldade de manipulação das mesmas quase sempre através de um ambiente computacional também limitado.

Com o aumento significativo do uso da internet e da capacidade de hardware das últimas décadas, a utilização de métodos computacionais na análise de dados científicos se tornaram cada vez mais presentes com uma maior possibilidade de acesso não só a grandes bases de dados como também a ambientes computacionais de alto desempenho. Essa realidade passou a ser possível para um público que antes dependia quase que exclusivamente das estruturas disponíveis mais próximas e imediatas. Isso representa uma mudança significativa para pesquisadores de países onde o acesso as estruturas científicas quase sempre se dão de forma mais limitada. Consequentemente, isso se traduz na possibilidades de estudos não só mais detalhados e estruturados como também de pesquisas que abordem outras escalas de análise, o que por sua vez possibilita uma maior relevância científica internacional e maior reprodutibilidade dos estudos (Arribas-Bel and Reades 2018).

A aplicação de técnicas de análise de séries temporais para o monitoramento espaço-temporal da paisagem tem surgido com maior força nos últimos anos como consequência dessa evolução histórica. A aplicação dessas técnicas é da mais diversa possível, vindo inicialmente quase que exclusivamente dos estudos econométricos e de poucas outras áreas científicas para a sua massificação em muitas outras áreas. Uma delas, e que será abordada neste trabalho é a utilização de técnicas de análise de séries temporais em imagens digitais orbitais com o intuito do monitoramento de áreas naturais florestadas, principalmente na detecção de distúrbios florestais. Esse tipo de aplicação vem ganhando força não só pelo entendimento das mudanças da paisagem e suas dinâmicas, como também pela preocupação com o monitoramento do desmatamento, monitoramento de projetos de restauração e também no acompanhamento de processos de regeneração natural que acontecem na paisagem. O monitoramento do uso do solo nunca teve tanta importância como hoje devido ao maior entendimento e comprometimento internacional em relação as variáveis influenciadoras do processo da mudanças climáticas através de tratados e acordos de estimulo à conservação e restauração de áreas naturais  (Almeida et al. 2019), entendendo ainda o protagonismo da análise espacial e do monitoramento por satélites como ferramenta essencial neste processo  (White et al. 2019).

Políticas de REDD+, assim como vários esforços de cooperação internacional como os propostos pelo Bonn Challenge e os Aichi Targets deficidos pela CDB (*Convention on Biological Diversity*), tem como ferramenta principal a incorporação de técnicas de sensoriamento remoto para o monitoramento do cumprimento dos objetivos, sendo então diretamente vinculados ao entendimento do comportamento da paisagem no tempo  (Bos et al. 2019; Crouzeilles et al. 2019). Estudos mais recentes vem demonstrando que os processos de degradação em florestas tropicais tem impacto similar ou até mesmo maior em relação as emissões de carbono que o desmatamento das mesmas  (Harris et al. 2012; Houghton et al. 2012; Grace, Mitchard, and Gloor 2014). É importante notar aqui que a utilização do termo distúrbio é diferente do de degradação. Enquanto distúrbio está associado a um único evento que pode ser tanto natural como antrópico, degradação se associa a um processo temporalmente maior de perda de biomassa e a um tipo de influência necessariamente antrópica se considerarmos a definição do IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change*) ou não necessariamente antrópica caso se considere a definição da FAO (*Food and Agriculture Organization of the United Nations*)  (Hirschmugl et al. 2017).

Além disso, outros estudos demonstram que as florestas tropicais tem sofrido mais pressões do que as temperadas. Um terço das florestas tropicais já foram perdidas para o desmatamento, e da área restante, 46% da área está fragmentada, 30% degradada e apenas 24% ainda permanece em estado mais preservado. Sabendo disso, fica ainda mais clara a necessidade de entender quais as melhores técnicas que podem ser utilizadas para o monitoramento destes processos  (Hirschmugl et al. 2017).

O momento político e histórico de acordo com a perspectiva da preservação do meio ambiente na qual estamos inseridos necessita ainda mais que as pesquisas de monitoramento de distúrbios sejam feitos de forma cada vez mais transparente e acessíveis a todos para que processos de degradação sejam detectados a tempo. Com isso, é importante entendermos quais tecnologias estão disponíveis e quais as possibilidades de monitoramento são possíveis, tendo como objetivo principal entender não só suas potencialidades como suas limitações.

Sendo assim, este trabalho tem como objetivo a apresentação e análise das características dos principais algoritmos de detecção de distúrbios, principalmente os especializados na detecção de mudanças em áreas florestadas, seja na perda como no ganho de biomassa.

# Breve Histórico

Estudos espaço temporais com o objetivo de detecção de mudanças não são novos na área do sensoriamento remoto. A tradicional análise bi-temporal de dados previamente classificados ainda é presente em muitos estudos atuais. No entanto, esse tipo de estudo tende a conter um número maior de erros, já que quanto maior o número de imagens analisadas, maior a quantidade de mapas com erros de classificação associados que serão levados em consideração. De qualquer forma, estes tipos de estudos tendem a ser o que possuem menor requisito de poder computacional, já que necessitam apenas de operações simples entre álgebra de bandas.

Com o tempo, o maior poder computacional disponível não só para o processamento como para o armazenamento de dados possibilitou que outras técnicas mais elaboradas pudessem ser implementadas, onde ao invés de apenas algumas imagens serem consideradas, todas as imagens da série temporal são levadas em consideração. Isso possibilitou também que muitas técnicas de análise de séries temporais tipicamente aplicadas principalmente na área de econometria pudessem ser utilizadas em estudos geoespaciais.

O processamento de imagens de satélite que historicamente sempre foi feito através do processamento de pixels individuais, passou a partir da década de 00 a ser feita em muitos casos através do delimitação de objetos com a popularização das imagens de alta-resolução espacial e consequentemente das técnicas de GEOBIA (*Geographic Object-Based Image Analysis*). As análises pixel à pixel que pareciam estar cada vez mais em desuso, acabaram ressuscitando nos últimos anos devido a capacidade de processamento de séries temporais densas. A densidade da série é um ponto chave para esse retorno, já que para que a análise temporal seja bem sucedida e para que os algoritmos aplicados possam entender ainda melhor os processos ocorridos no tempo, é necessário que os dados utilizados tenham resolução temporal condizente com o que se quer detectar. No caso da utilização de imagens de satélite isso se torna um limitador importante, já que a disponibilidade de satélites imageadores historicamente nunca foi alta e tem custo extremamente elevado quando comparado a outros tipos de sensores. Outro problema é que os satélites possuem um tempo de revisita que em muitos casos não possibilitam que uma série mais densa possa ser estruturada. Além disso, problemas como a presença de nuvens, assim como ruídos na própria imagem e a heterogeneidade da distribuição solar no planeta e sua interação com o relevo dificultam ainda mais esse processo ao criar sombras. No entanto, com o tempo, outros satélites foram sendo desenvolvidos e propositalmente pensados com o objetivo de incorporar as séries de imagens já existentes derivadas de projetos antigos com os recém lançados. Um exemplo disso foi o lançamento da série Sentinel 2 (A e B) pela Agência Espacial Europeia com uma resolução espectral e espacial similar as encontradas na série Landsat, o que possibilita uma fusão entre imagens de satélites diferentes com o objetivo de aumentar a densidade de imagens. Com isso, tanto a disponibilidade de dados como a resolução temporal dos satélites ganharam nova relevância. A disponibilização de imagens de forma gratuita, assim como a preocupação com a manutenção de séries históricas e o desenvolvimento de constelações que diminuam a resolução temporal acabaram possibilitando esse retorno do pixel como chave analítica central no sensoriamento remoto.

# Técnicas e Algoritmos para a Análise Temporal de Áreas Florestadas

Analisar áreas florestadas sob uma perspectiva temporal possibilita a identificação de processos e padrões que uma simples caracterização espectral mais tradicional não é possível de identificar devido a limitações ligadas a resolução espacial, radiométrica e espectral. Sendo assim, ao incluir a dimensão temporal, é possível entender dinâmicas como a supressão da floresta em um dado momento, assim como também os distúrbios naturais e degradações de origem antrópica ao longo do tempo. A degradação associada ao desmatamento e posterior uso agrícola da terra, seguido do abandono e consequente retorno da vegetação através de processos de regeneração natural, ou então um processo de degradação mais lento, como a extração seletiva de madeira, são exemplos de mudanças no uso e cobertura da terra que só podem ser compreendidos através de técnicas como as que serão mostradas neste trabalho.

Técnicas de detecção de mudança possuem uma longa história na área de sensoriamento remoto. Desde as primeiras aplicações utilizando sensores TM do satélite Landsat 5 na década de 1980 e 1990, muitos estudos foram feitos. Inicialmente os estudos visavam majoritariamente na aplicação de técnicas mais tradicionais como o mapeamento das áreas de interesse utilizando técnicas tradicionais de classificação de imagens tanto de forma supervisionada como não supervisionada e posterior cálculo da diferença entre as duas ou mais imagens. Neste caso, somente métricas como o ganho e perda de área e sua consequente espacialização poderiam ser extraídas e visualizadas. No entanto, com o aumento do poder computacional e consequente amadurecimento das técnicas, softwares e bibliotecas disponíveis, o processamento de dados multi-temporais passaram a ser entendidos em sua totalidade. Ou seja, com a aplicação de técnicas menos reducionistas. O que isso significa na prática é que a análise de mudanças de áreas de floresta passou a ser feita através da manipulação tanto da criação de composições anuais, assim como intra-anuais e também da análise de toda a série temporal sem maiores cortes.

Para o processamento de séries temporais utilizando imagens de satélite é necessário se preocupar também com o pré processamento das mesmas para que a aplicação do algoritmo, seja ele qual for, não influencie o resultado final com ruídos derivados de falta de calibração geométrica entre as imagens de diferentes datas, assim como a variação radiométrica, além da presença de possíveis sombras. Para isso, é necessário utilizar técnicas de pré-processamento como a ortorretificação e a correção radiométrica (atmosférica) das imagens. Dependendo do satélite utilizado é possível utilizar métodos implementados pela própria agência distribuidora, o que é bastante recomendado. No caso da correção geométrica das imagens, muitas já são disponibilizadas após serem tratadas automaticamente por método de correção subpixel  (Gutjahr et al. 2014). Já para a correção radiométrica existem dois tipos: as calibração absoluta e a relativa. A absoluta faz a calibração transformando os valores digitais em valores físicos de superfície e aplicando algoritmos como o 6S  (Sagan, Qin, and Zhu 2004), já a calibração relativa utiliza uma imagem de referência como base e aproxima os valores do resto da série de acordo com a imagem base. Trabalhos comparando os dois métodos já foram desenvolvidos utilizando imagens Landsat e apresentam resultados similares  (Chen, Chen, and Li 2010). Produtos da série Landsat ainda possuem métodos internos de correção além de máscaras para a filtragem de nuvens, sombras e outras características das imagens  (Z. Zhu, Wang, and Woodcock 2015; Zhu and Woodcock 2012; Huang et al. 2010), o que facilita bastante a etapa de pré-processamento.

Alguns algoritmos foram sendo desenvolvidos ao longo dos últimos anos com o objetivo de lidar melhor com essas séries. Um dos mais tradicionais é o BFAST  (Verbesselt, Hyndman, Newnham, et al. 2010; Verbesselt, Hyndman, Zeileis, et al. 2010; Verbesselt, Zeileis, and Herold 2012) que possui uma versão visando dados espaciais denominada bfastSpatial  (Dutrieux and DeVries 2014). As duas ferramentas possuem o mesmo algoritmo de detecção, mas a versão espacial se diferencia por conta de uma série de funções voltadas para facilitar o pré-processamento dos dados com o intuito de construir inicialmente a série temporal. A construção das séries temporais em ambiente offline sem ajuda de ferramentas mais modernas é, de fato, bastante trabalhosa e contém muitas etapas necessárias para que a análise final possa ser feita sem maiores problemas e sem a geração de ruídos por conta de dados de entrada problemáticos. É importante notar também que as duas ferramentas, diferentemente de outros algoritmos que serão analisados neste trabalho, não são voltados exclusivamente para a detecção de distúrbios em ambientes florestais, mas sim em basicamente qualquer outro tipo de uso. No entanto, o uso das duas ferramentas em ambientes florestais é provavelmente o mais comum entre os trabalhos existentes.

O BFAST tem como ideia geral analisar a série temporal de imagens analisando os valores pixel à pixel e detectando quebras (*breakpoints*) de pixels que tenham valor discrepante do valor médio esperado. É possível detectar mais de uma quebra em uma mesma série de pixels, o que é interessante principalmente para análise de usos agrícolas, assim como quando comparados a áreas florestais. O algoritmo ainda pode ser utilizado em objetos, como apresentado por Siti Latifah  (Latifah 2016), onde a integração com técnicas de GEOBIA apresentou ótimos resultados. Este resultado demonstra ainda um novo potencial a ser explorado, onde a integração de dois paradigmas (pixel/objeto) através do processamento de séries temporais pode trazer novas formas de análise e até mesmo a implementação de novos algoritmos.

Já outros trabalhos utilizando o BFAST demonstraram a capacidade do mesmo na detecção de quebras para a caracterização de distúrbios cíclicos em florestas com o objetivo de explicar mudanças estruturais que acabam influenciando diretamente na qualidade da floresta presente e não só na sua simples presença ou não presença  (Jakovac 2017; Dutrieux et al. 2016).

Mais recentemente, o BFAST passou por um processo de reimplementação, deixando a linguagem R de lado como em sua versão original e sendo totalmente reprogramado utilizando a linguagem Python. Essa mudança se deu pela fato da nova versão possuir uma integração direta com a biblioteca de processamento paralelo OpenCL, o que garantiu uma diminuição no tempo total de processamento em duas ordens de grandeza  (Gieseke et al. 2020). Por utilizar um padrão aberto de paralelismo, a nova implementação possui a capacidade de poder se beneficiar do paralelismo independente do tipo e do fabricante do hardware, podendo ser paralelizado tanto na CPU (Intel/AMD) quando na GPU (Nvidia, AMD, Intel).

Além do BFAST, outras implementações computacionais foram desenvolvidas com o objetivo de analisar séries temporais para detecção de padrões em tipos variados de uso do solo. Este é o caso do Timesat  (Jönsson and Eklundh 2004). O Timesat, apesar de ter a aplicação mais voltada para a caracterização de tipos de culturas agrícolas através da interpretação da série, também possui uso na caracterização de tipos e também de distúrbios em florestas  (Wenbo and Shuangcheng 2017). O Timesat ainda possui diversas ferramentas internas para o tratamento de ruídos, tratamento de dados faltantes e composição de séries sazonais utilizando algoritmos como o Savitzky-Golay  (Savitzky and Golay 1964).

Ao aprofundarmos mais, para além das técnicas mais tradicionais, podemos entender que esses algoritmos apresentados, assim como muitos outros existentes se diferenciam entre si. Além disso, alguns deles acabam sendo desenvolvidos como algoritmos especialistas na aplicação de detecção de distúrbios em florestas, ao contrário dos algoritmos já citados. Esses novos métodos de análise ainda podem ser categorizados em quatro sub-categorias: algoritmos baseados na detecção de mudanças baseados em limiares, os baseados em ajude de curvas, os baseados no ajude de trajetórias e os baseados na segmentação de trajetórias  (Banskota et al. 2014; Hirschmugl et al. 2017).

## Detecção de Mudanças Baseado em Limiares

Os métodos de detecção baseados em limiares funcionam buscando a diferenciação de áreas de floresta e não floresta, e posteriormente separando áreas de floresta "intacta" das que sofreram algum tipo de distúrbio ou processo de degradação. A ideia é utilizar uma série temporal previamente tratada formadas tanto puramente por índices de vegetação, como pela integração de diversas bandas espectrais e bandas sintéticas derivadas de estatísticas da própria série. Esses métodos possuem um grande potencial e aplicação, mas ao mesmo tempo tem como ponto negativo a necessidade da delimitação empírica de limiares, o que dificulta bastante a replicabilidade dos trabalhos.

## Detecção de Mudanças Baseado no Ajuste de Curvas

A utilização de métodos baseados no ajuste de curvas em áreas florestadas tem como objetivo entender o comportamento espectral primeiramente aplicando uma linha de regressão, onde dependendo da inclinação da mesma é possível detectar a presença ou ausência de mudanças significativas. Além disso, o sinal da inclinação determina também o ganho ou perda de biomassa. O lado negativo desse método é a necessidade da suposição de uma certa normalidade entre os dados de entrada, o que em sensoriamento remoto é quase sempre muito difícil de se obter. Isso já tende a limitar a aplicação de métodos como esse a sensores com menor resolução temporal como os presente no projeto MODIS (*Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer*), ou então de composições muito bem estruturadas de sensores como o Landsat. A utilização desse método pode ser exemplificado pelo trabalho desenvolvido no bioma amazônico utilizando imagens MODIS onde é demonstrado a relação entre o corte seletivo e a mudança da resposta fenológica da vegetação na região ao longo do tempo  (Koltunov et al. 2009).

## Detecção de Mudanças Baseado no Ajuste de Trajetórias

As técnicas de ajuste de trajetórias se diferenciam dos anteriores por analisarem as mudanças a partir de trajetórias idealizadas. Através da aplicação de métodos comparativos (ajuste) entre a série estudada com a de referência, seja através do cálculo da distância euclidiana como pela utilização de métodos mais complexos como o DTW (*Dynamic Time Warping*)  (Velichko and Zagoruyko 1970; Sakoe and Chiba 1971; Berndt and Clifford 1994) e sua versão para a classificação de uso do solo, o TWDTW (*Time-Weighted Dynamic Time Warping*)  (Maus et al. 2016; Maus et al. 2019), o ajuste de trajetórias funciona como um método de análise supervisionado já que depende de amostras de "treino" para a obtenção de resultados satisfatórios.

Este tipo de algoritmo, devido a sua natureza de carácter supervisionado, tem sido utilizado principalmente em estudos aplicados na tipificação de culturas agrícolas, onde a diferenciação dos alvos só pode ser feita utilizando conhecimentos relativos ao comportamento espectral do alvo no tempo. Este tipo de algoritmo necessita de uma densidade de imagens maior que as outras técnicas, já que é necessário o maior grau possível de precisão na série para encaixar e detectar as características entre as duas séries. Para este tipo de aplicação são utilizados normalmente imagens derivadas do sensor MODIS, devido a sua resolução temporal e as suas aplicações na caracterização do comportamento espectral de grandes áreas agrícolas, onde a resolução espacial do satélite (250m) não impede a análise de ser realizada. É possível utilizar imagens Landsat com este método, mas é necessário acumular uma grande densidade de imagens através da fusão do histórico de vários sensores e/ou trabalhando com área de interseção entre path/row diferentes, o que limita sua aplicação  (Bendini et al. 2016). Além dessas limitações, outros desafios vem sendo enfrentados em relação a dificuldade de detecção de distúrbios pontuais de corte seletivo e posterior regeneração natural do local, já que amostras muito bem definidas para este tipo de distúrbio precisam ser coletadas. No entanto, exemplos de aplicação em florestas tropicais são presentes  (Hirschmugl et al. 2013; Kennedy, Cohen, and Schroeder 2007).

## Detecção de Mudanças Baseado na Segmentação de Trajetórias

O método de segmentação de trajetórias pode ser exemplificado pelo algoritmo Landtrendr  (Kennedy, Yang, and Cohen 2010; Kennedy et al. 2012), que funciona dividindo a série temporal em segmentos para posterior estudo. Este tipo de abordagem favorece estudos onde em uma mesma série (pixel) é possível entender vários processos. É possível não só a detecção de distúrbios em períodos de tempo curtos (provável evento de desmatamento), assim como na detecção de distúrbios de longo prazo (possível processo de degradação/corte seletivo), como processos de regeneração com longa duração (regeneração natural) e de curto prazo (floresta plantada e projetos de reflorestamento). Esses segmentos são realizados a partir da estipulação de vértices durante a série. Os vértices representam os pontos da série onde houve algum tipo de mudança na qual o algoritmo considerou relevante. A escolha da relevância para a criação de um vértice (quebra) é feita de acordo com regras pré-definidas pelo usuário. Outra vantagem desse método é a possibilidade de análise sem a necessidade de amostras de eventos exemplo como no caso dos algoritmos de ajustes de trajetórias. No entanto, o método de segmentação de trajetórias também possui suas desvantagens. A principal é que o algoritmo desconsidera efeitos sazonais da vegetação. Além disso, é um método que apesar de possuir alguns trabalhos aplicando suas técnicas em florestas temperadas  (Pflugmacher, Cohen, and Kennedy 2012; Griffiths and Hostert 2015), ainda possui poucos estudos em áreas tropicais.

## Exemplos de Ferramentas e suas Características

Além do BFAST e de outros algoritmos/softwares apresentados previamente, podemos listar brevemente alguns outros algoritmos de detecção automática de mudanças. É importante notar que alguns desses na verdade não realizam exatamente o trabalho de detecção da mudança, mas sim mais um processo de predição dessas mudanças, já que trabalham a partir de técnicas de regressão. Algumas características e particularidades de cada algoritmo também serão apresentadas. Todos foram desenvolvidos nos últimos anos e representam grande parte dos métodos de detecção automática de distúrbios presentes na literatura recente. São eles:

* CCDC - *Continuous Change Detection and Classification*  (Zhu and Woodcock 2014) - O CCDC apresenta funções de análise de séries temporais utilizando não composições anuais ou intra-anuais, mas sim toda a série de imagens de entrada, o que o difere da maioria dos algoritmos exemplificados aqui. O CCDC funciona apenas com imagens sem a presença de nuvens e sombra e busca encontrar padrões de sazonalidade, tendências e quebras na série. Uma característica interessante do CCDC é que o algoritmo é capaz de gerar imagens "sintéticas" para qualquer data presente na série de entrada  (Z. Zhu et al. 2015). Estas imagens sintéticas geradas são utilizadas obrigatoriamente como dado de entrada por algoritmos como o MIICA e o ITRA e também podem ser utilizadas opcionalmente por algoritmos como o Landtrendr e o VCT, ao invés de utilizar as imagens originais com valores de reflectância da superfície. O CCDC é utilizado para a detecção de eventos de grande magnitude, sendo então limitado na detecção de processos de degradação, por exemplo. No entanto, pode ser utilizado na detecção de mudanças de vários tipos de uso do solo e não somente na deteccão de distúrbios florestais.
* COLD - *Continuous Monitoring of Land Disturbance*  (Cohen et al. 2020) - O COLD é baseado no CCDC com o objetivo de melhorar a detecção de distúrbios florestais. Diferente do CCDC que detecta mudanças baseadas em eventos de grande diferença espectral, o COLD possui a capacidade de detecção de mudanças mais sutis, o que lhe garante suprir essa deficiência presente no CCDC.
* LandTrendr  (Kennedy, Yang, and Cohen 2010; Kennedy et al. 2012) - O Landtrendr, desenvolvido pelo Environmental Monitoring, Analysis and Process Recognition Lab da Universidade de Oregon, também trabalha tanto com composições de imagens com valores de reflectância da superfície como com imagens sintéticas geradas pelo CCDC. O algoritmo necessita que as imagens não possuam interferência de nuvens e sombras e gera seus dados de saída através da aplicação da técnica de segmentação de trajetórias. O Landtrendr pode gerar saídas como métricas tanto para distúrbios de perda como de ganho, além de detectar se as mudança ocorreram de forma lenta ou rápida, possibilitando também o cálculo da duração dos eventos segmentados previamente gerando não só dados contínuos como a magnitude, assim como dados discretos como a durança e o ano da detecção. É certamente um dos algoritmos com maior quantidade de informação gerada por rodada, o que facilita em muito sua utilização. Outra vantagem do Landtrendr é que apesar de ter sido implementado inicialmente utilizando a linguagem de programação proprietária IDL em um ambiente bastante complicado de manuseio através do software ENVI, foi recentemente implementado diretamente na plataforma online Google Earth Engine  (Gorelick et al. 2017), o que veio a facilitar e muito sua utilização pela comunidade  (Kennedy et al. 2018). A conversa do algoritmo para a plataforma online do Google possibilitou ainda que o tempo de processamento do mesmo fosse reduzido significativamente. No entanto, a plataforma restringe o processamento para no máximo a área equivalente de uma imagem Landsat por vez.
* VCT - *Vegetation Change Tracker*  (Huang et al. 2010; Thomas et al. 2011) - O VCT utiliza composições sem nuvem de imagens com valor de reflectância da superfície, ou de composições sintéticas geradas pelo algoritmo CCDC e extrai uma métrica de similaridade a áreas de floresta intacta. O algoritmo prediz os distúrbios detectando padrões que se afastam da métrica de similaridade.
* EWMACD - *Exponentially Weighted Moving Average Change Detection*  (Brooks et al. 2014) - Este algoritmo foi desenvolvido com o objetivo de detectar apenas distúrbios florestais ao analisar o resíduo entre o pixel observado e os valores derivados de uma predição gerado por um processo de regressão harmônica  (Brooks et al. 2012). Além disso, tem como característica, assim como o CCDC, utilizar todas as imagens de entrada ao invés de composições. Também possui uma série de funções e parâmetros para a detecção de mudanças de pouca magnitude e de longo prazo, apresentando bons resultados na detecção de processos de degradação.
* VerDET - *Vegetation Regeneration and Disturbance Estimates through Time*  (Hughes, Kaylor, and Hayes 2017) - O VerDET funciona através da entrada de composições anuais sem nuvem com valores de reflectância de superfície que são segmentadas se baseando em técnicas de regressão utilizando redes neurais artificiais. Para cada pixel o slope é calculado e são posteriormente interpretados como áreas de distúrbio, estabilidade e regeneração, além de apresentar as magnitudes para a interpretação e classificação entre eventos rápidos ou lentos. Assim como o EWMACD, o VerDET também foi desenvolvido para trabalhar apenas com detecção de distúrbios em florestas.
* MIICA - *Multi-index Integrated Change Analysis*  (Jin et al. 2013) - Este algoritmo utiliza a composição de imagens sintéticas como entrada e tem como característica realizar sua análise baseado em limiares em invervalos bi-anuais. O MIICA analisa as mudanças espectrais de magnitude baseado nesses limiares utilizando quatro índices diferentes (NBR - *Normalized Burn Ratio*, NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*, *Change Vector* e o *Relative Change Vector Maximum*). Pode detectar mudanças relacionadas ao ganho e perda de biomassa e também a cenários de não mudança. É voltado para a detecão de grande magnitude e pode ser utilizado para a detecção de mudança em vários tipos de uso do solo.
* ITRA - *Image Trends from Regression Analysis*  (Vogelmann et al. 2012) É outro algoritmo que utiliza composições anuais sem nuvem geradas sinteticamente pelo CCDC. O ITRA ainda divide a série em três períodos e compara as mesmas com um modelo de regressão linear. É um algoritmo que tem como ênfase a detecção de distúrbios de longo período tanto em florestas como em áreas com vegetação arbustiva. Devido a sua característica de poder identificar mudanças de diferentes magnitudes, o ITRA pode ser utilizado detecção não só de distúrbios em florestas como também em outros tipos de vegetação.
* Shapes-NBR  (Meyer 2013; Moisen et al. 2016) Como o nome já demonstra, este algoritmo funciona através da composição de uma série temporal de índices NBR, o que difere de sua aplicação original, onde era utilizado apenas como um preditor de mudanças em áreas florestadas e chamado apenas de Shape  (Schroeder et al. 2017). O algoritmo funciona para cada pixel aplicando um algoritmo de regressão aditiva semi-paramétrico fornecendo uma trajetória suavizada restrita para se comportar de uma maneira ecologicamente sensíveis. Assim como o Landtrendr, este também gera resultados de acordo com as formas encontradas como o ano da detecção, magnitude da mudança, valores prévios à mudança e posteriores a mesma e taxas de crescimento ou recuperação.

## Validação de Séries Temporais

O processo de validação de séries temporais se difere dos adotados em estudos de mapeamento de apenas uma ou poucas datas de estudo. Normalmente as amostras de validação são extraídas de apenas uma única data e comparada ao resultado obtido, no entanto, no caso do processamento de séries temporais, muitas datas ou até mesmo toda uma série de imagens são utilizadas como dado de entrada para os algoritmos preditores. Sendo assim, o método tradicional perde sua validade. É necessário analisar toda a série de imagens utilizadas para entender os momentos de possível quebra e consequente detecção do distúrbio para podermos validar com maior clareza. Principalmente em situações onde houve distúrbios florestais que aconteceram em um determinado momento histórico e que posteriormente iniciaram um processo de regeneração natural ou então uma mudança para um terceiro uso do solo. Quanto maior a quantidade de tipos de mudança ocorridos durante o tempo analisado, maior a complexidade e consequente necessidade de utilização de métodos de validação apropriados.

Um dos métodos mais utilizados atualmente na validação de séries temporais, independentemente do algoritmo que foi utilizado para a detecção das mudanças é o TimeSync  (Cohen, Yang, and Kennedy 2010).O TimeSync possui versão offline utilizando uma interface gráfica onde é possível visualizar não somente uma imagem/data, mas toda a série temporal tanto em forma de gráfico como com miniaturas de imagens referentes a área próxima na qual o pixel está sendo analisado. Além disso, após a implementação do algoritmo Landtrendr na plataforma Google Earth Engine, é possível exportar os dados para validação diretamente da plataforma online. O TimeSync funciona recebendo uma lista de coordenadas na qual ele utiliza para exportar pequenas imagens com um buffer da coordenada analisada para cada ano da série. O software utiliza uma interface gráfica para apresentar uma imagem por ano para cada coordenada e assim possibilitar que o pesquisador faça a validação visual de cada local ao longo do tempo.

# Novas Perspectivas

Com a possibilidade de uso de diversos algoritmos e tipos de análise disponíveis, a escolha por um único método de análise pode ser problemática. Trabalhos desenvolvidos com o objetivo de comparação entre os algoritmos também podem ser problemáticos já que muitos dos algoritmos não se propõe exatamente ao mesmo tipo de análise. No entanto, é possível encontrar trabalhos que vem trabalhando uma integração dos mesmos com o objetivo de encontrar o melhor resultado possível. O trabalho proposto por  (Healey et al. 2018) buscou integrar todos os oito algoritmos citados neste trabalho junto a outros dados de entrada como o próprio conjunto de imagens com valores de reflectância da superfície, relevo e um mapa temático com os tipos de vegetação presente nas cenas. Todos os dados de entrada foram então processados e classificados utilizando uma implementação do Random Forest  (Breiman 2001). Vários resultados foram gerados utilizando todos os dados de entrada assim como variações de combinação entre eles: resultados utilizando somente imagens Landsat, utilizando somente o resultado da combinação de todos os oito algoritmos preditivos, todos os algoritmos combinado as imagens landsat, entre outros. O resultado que acabou representando a menor quantidade de erros foi justamente o que levou em consideração todos os dados de entrada possíveis.

Outro estudo ainda mais recente desenvolvido por  (Bullock, Woodcock, and Holden 2019) também buscou analisar distúrbios florestais integrando vários algoritmos apresentando ótimos resultados. Além disso, implementações feitas utilizando somente algoritmos com o Random Forest analisando séries temporais de imagens Landsat junto a camadas derivadas de estatísticas simples foram realizadas e também obtiveram resultados promissores  (Wang et al. 2019). Estudos como os citados demonstram que apesar do bom resultado obtido individualmente, os algoritmos de detecção estudados possuem um potencial ainda maior de resultados ainda melhores quando integrados ou entre si e/ou utilizando técnicas híbridas. Além disso, não é possível dizer que um algoritmo ou técnica seja melhor que outra. Cada técnica apresenta pontos positivos e negativos dependendo do tipo de análise a ser realizada.

# Conclusão

Ao analisar as opções de algoritmos disponíveis entendendo melhor suas características positivas e negativas, assim como outras possibilidades de implementação das análises de séries temporais de forma integrada, podemos compreender melhor o potencial da pesquisa na área. O desenvolvimento de soluções de monitoramento de distúrbios e de processos de degradação assim como de regeneração, restauração e conservação de áreas de interesse tem alavancado ainda mais a aplicabilidade dos acordos nacionais e internacionais que são mais do que nunca necessários para criar pressões políticas e econômicas buscando resultados reais. Sendo assim, o revisão de conceitos e tecnologias apresentados neste trabalho espera ter contribuído para uma atualização da comunidade científica em relação ao tema abordado.

Almeida, D. R. A., S. C. Stark, R. Chazdon, B. W. Nelson, R. G. Cesar, P. Meli, E. B. Gorgens, et al. 2019. “The Effectiveness of Lidar Remote Sensing for Monitoring Forest Cover Attributes and Landscape Restoration.” *Forest Ecology and Management* 438: 34–43. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.02.002>.

Arribas-Bel, D., and J. Reades. 2018. “Geography and Computers: Past, Present, and Future.” *Geography Compass* 12 (10): e12403. <https://doi.org/10.1111/gec3.12403>.

Banskota, Asim, Nilam Kayastha, Michael J. Falkowski, Michael A. Wulder, Robert E. Froese, and Joanne C. White. 2014. “Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review.” *Canadian Journal of Remote Sensing* 40 (5): 362–84. <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.987376>.

Bendini, Hugo, Ieda Sanches, Thales Körting, Leila Fonseca, Alfredo Luiz, and Antonio Formaggio. 2016. “USING Landsat 8 Image Time Series for Crop Mapping in a Region of Cerrado, Brazil.” *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* XLI-B8 (June): 845–50. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B8-845-2016>.

Berndt, Donald, and James Clifford. 1994. “Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series.” In *KDD Workshop*, 10/16:359–70.

Bos, Astrid B., Veronique De Sy, Amy E. Duchelle, Martin Herold, Christopher Martius, and Nandin-Erdene Tsendbazar. 2019. “Global Data and Tools for Local Forest Cover Loss and Redd+ Performance Assessment: Accuracy, Uncertainty, Complementarity and Impact.” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 80: 295–311. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.04.004>.

Breiman, Leo. 2001. “Random Forests.” *Machine Learning* 45 (1): 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.

Brooks, E. B., V. A. Thomas, R. H. Wynne, and J. W. Coulston. 2012. “Fitting the Multitemporal Curve: A Fourier Series Approach to the Missing Data Problem in Remote Sensing Analysis.” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50 (9): 3340–53. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2183137>.

Brooks, E. B., R. H. Wynne, V. A. Thomas, C. E. Blinn, and J. W. Coulston. 2014. “On-the-Fly Massively Multitemporal Change Detection Using Statistical Quality Control Charts and Landsat Data.” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52 (6): 3316–32. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2272545>.

Bullock, Eric L., Curtis E. Woodcock, and Christopher E. Holden. 2019. “Improved Change Monitoring Using an Ensemble of Time Series Algorithms.” *Remote Sensing of Environment*, 111165. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.04.018>.

Chen, Weirong, Wenjun Chen, and Junhua Li. 2010. “Comparison of Surface Reflectance Derived by Relative Radiometric Normalization Versus Atmospheric Correction for Generating Large-Scale Landsat Mosaics.” *Remote Sensing Letters* 1 (2): 103–9. <https://doi.org/10.1080/01431160903518057>.

Cohen, Warren B, Sean P Healey, Zhiqiang Yang, Zhe Zhu, and Noel Gorelick. 2020. “Remote Sens” 12. <https://doi.org/10.3390/rs12101673>.

Cohen, Warren B., Zhiqiang Yang, and Robert Kennedy. 2010. “Detecting Trends in Forest Disturbance and Recovery Using Yearly Landsat Time Series: 2. TimeSync — Tools for Calibration and Validation.” *Remote Sensing of Environment* 114 (12): 2911–24. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.010>.

Crouzeilles, Renato, Edson Santiami, Marcos Rosa, Ludmila Pugliese, Pedro H. S. Brancalion, Ricardo R. Rodrigues, Jean P. Metzger, et al. 2019. “There Is Hope for Achieving Ambitious Atlantic Forest Restoration Commitments.” *Perspectives in Ecology and Conservation*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.pecon.2019.04.003>.

Dutrieux, Loïc, and Ben DeVries. 2014. *bfastSpatial: Set of utilities and wrappers to perform change detection on satellite image time-series* (version 0.6.2). <https://doi.org/10.5281/zenodo.49693>.

Dutrieux, Loïc P., Catarina C. Jakovac, Siti H. Latifah, and Lammert Kooistra. 2016. “Reconstructing Land Use History from Landsat Time-Series: Case Study of a Swidden Agriculture System in Brazil.” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 47: 112–24. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.11.018>.

Gieseke, Fabian, Sabina Rosca, Troels Henriksen, Jan Verbesselt, and Cosmin E. Oancea. 2020. “Massively-Parallel Change Detection for Satellite Time Series Data with Missing Values.” In *2020 Ieee 36th International Conference on Data Engineering (Icde)*, 385–96. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDE48307.2020.00040>.

Gorelick, Noel, Matt Hancher, Mike Dixon, Simon Ilyushchenko, David Thau, and Rebecca Moore. 2017. “Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone.” *Remote Sensing of Environment* 202: 18–27. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.

Grace, John, Edward Mitchard, and Emanuel Gloor. 2014. “Perturbations in the Carbon Budget of the Tropics.” *Global Change Biology* 20 (10): 3238–55. <https://doi.org/10.1111/gcb.12600>.

Griffiths, Patrick, and Patrick Hostert. 2015. “Forest Cover Dynamics During Massive Ownership Changes – Annual Disturbance Mapping Using Annual Landsat Time-Series.” In, 307–22. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-15967-6_15>.

Gutjahr, K., R. Perko, H. Raggam, and M. Schardt. 2014. “The Epipolarity Constraint in Stereo-Radargrammetric Dem Generation.” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52 (8): 5014–22. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2286409>.

Harris, Nancy L., Sandra Brown, Stephen C. Hagen, Sassan S. Saatchi, Silvia Petrova, William Salas, Matthew C. Hansen, Peter V. Potapov, and Alexander Lotsch. 2012. “Baseline Map of Carbon Emissions from Deforestation in Tropical Regions.” *Science* 336 (6088): 1573–6. <https://doi.org/10.1126/science.1217962>.

Healey, Sean P., Warren B. Cohen, Zhiqiang Yang, C. Kenneth Brewer, Evan B. Brooks, Noel Gorelick, Alexander J. Hernandez, et al. 2018. “Mapping Forest Change Using Stacked Generalization: An Ensemble Approach.” *Remote Sensing of Environment* 204: 717–28. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.09.029>.

Hirschmugl, Manuela, Heinz Gallaun, Matthias Dees, Pawan Datta, Janik Deutscher, Nikos Koutsias, and Mathias Schardt. 2017. “Methods for Mapping Forest Disturbance and Degradation from Optical Earth Observation Data: A Review.” *Current Forestry Reports* 3 (1): 32–45. <https://doi.org/10.1007/s40725-017-0047-2>.

Hirschmugl, Manuela, Martin Steinegger, Heinz Gallaun, and Mathias Schardt. 2013. “Mapping Forest Degradation Due to Selective Logging by Means of Time Series Analysis: Case Studies in Central Africa.” *Remote Sensing* 6 (December). <https://doi.org/10.3390/rs6010756>.

Houghton, R. A., J. I. House, J. Pongratz, G. R. van der Werf, R. S. DeFries, M. C. Hansen, C. Le Quéré, and N. Ramankutty. 2012. “Carbon Emissions from Land Use and Land-Cover Change.” *Biogeosciences* 9 (12): 5125–42. <https://doi.org/10.5194/bg-9-5125-2012>.

Huang, Chengquan, Nancy Thomas, Samuel N. Goward, Jeffrey G. Masek, Zhiliang Zhu, John R. G. Townshend, and James E. Vogelmann. 2010. “Automated Masking of Cloud and Cloud Shadow for Forest Change Analysis Using Landsat Images.” *International Journal of Remote Sensing* 31 (20): 5449–64. <https://doi.org/10.1080/01431160903369642>.

Hughes, M. Joseph, S. Douglas Kaylor, and Daniel J. Hayes. 2017. “Patch-Based Forest Change Detection from Landsat Time Series.” *Forests* 8 (5). <https://doi.org/10.3390/f8050166>.

Jakovac, Loïc Paul AND Siti, Catarina Conte AND Dutrieux. 2017. “Spatial and Temporal Dynamics of Shifting Cultivation in the Middle-Amazonas River: Expansion and Intensification.” *PLOS ONE* 12 (7): 1–15. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0181092>.

Jin, Suming, Limin Yang, Patrick Danielson, Collin Homer, Joyce Fry, and George Xian. 2013. “A Comprehensive Change Detection Method for Updating the National Land Cover Database to Circa 2011.” *Remote Sensing of Environment* 132: 159–75. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.01.012>.

Jönsson, Per, and Lars Eklundh. 2004. “TIMESAT - a Program for Analyzing Time-Series of Satellite Sensor Data.” *Computers & Geosciences* 30: 833–45.

Kennedy, Robert E., Warren B. Cohen, and Todd A. Schroeder. 2007. “Trajectory-Based Change Detection for Automated Characterization of Forest Disturbance Dynamics.” *Remote Sensing of Environment* 110 (3): 370–86. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.03.010>.

Kennedy, Robert E., Zhiqiang Yang, and Warren B. Cohen. 2010. “Detecting Trends in Forest Disturbance and Recovery Using Yearly Landsat Time Series: 1. LandTrendr — Temporal Segmentation Algorithms.” *Remote Sensing of Environment* 114 (12): 2897–2910. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.008>.

Kennedy, Robert E., Zhiqiang Yang, Warren B. Cohen, Eric Pfaff, Justin Braaten, and Peder Nelson. 2012. “Spatial and Temporal Patterns of Forest Disturbance and Regrowth Within the Area of the Northwest Forest Plan.” *Remote Sensing of Environment* 122: 117–33. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.024>.

Kennedy, Robert E, Zhiqiang Yang, Noel Gorelick, Justin Braaten, Lucas Cavalcante, Warren B. Cohen, and Sean Healey. 2018. “Implementation of the Landtrendr Algorithm on Google Earth Engine.” *Remote Sensing* 10 (5). <https://doi.org/10.3390/rs10050691>.

Koltunov, Alexander, Susan L. Ustin, Gregory P. Asner, and Inez Fung. 2009. “Selective Logging Changes Forest Phenology in the Brazilian Amazon: Evidence from Modis Image Time Series Analysis.” *Remote Sensing of Environment* 113 (11): 2431–40. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.07.005>.

Latifah, Siti H. 2016. “Quantifying Land Use Intensity of Slash and Burn Agriculture Using Remote Sensing Time-Series.” PhD thesis, Wageningen University. <http://edepot.wur.nl/351172>.

Maus, V., G. Câmara, R. Cartaxo, A. Sanchez, F. M. Ramos, and G. R. de Queiroz. 2016. “A Time-Weighted Dynamic Time Warping Method for Land-Use and Land-Cover Mapping.” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9 (8): 3729–39. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2517118>.

Maus, Victor, Gilberto Câmara, Marius Appel, and Edzer Pebesma. 2019. “DtwSat: Time-Weighted Dynamic Time Warping for Satellite Image Time Series Analysis in R.” *Journal of Statistical Software, Articles* 88 (5): 1–31. <https://doi.org/10.18637/jss.v088.i05>.

Meyer, Mary C. 2013. “Semi-Parametric Additive Constrained Regression.” *Journal of Nonparametric Statistics* 25 (3): 715–30. <https://doi.org/10.1080/10485252.2013.797577>.

Moisen, Gretchen G., Mary C. Meyer, Todd A. Schroeder, Xiyue Liao, Karen G. Schleeweis, Elizabeth A. Freeman, and Chris Toney. 2016. “Shape Selection in Landsat Time Series: A Tool for Monitoring Forest Dynamics.” *Global Change Biology* 22 (10): 3518–28. <https://doi.org/10.1111/gcb.13358>.

Pflugmacher, Dirk, Warren B. Cohen, and Robert E. Kennedy. 2012. “Using Landsat-Derived Disturbance History (1972–2010) to Predict Current Forest Structure.” *Remote Sensing of Environment* 122: 146–65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.025>.

Sagan, Vasit, Qimin Qin, and L Zhu. 2004. “6S Model Based Atmospheric Correction of Visible and Near-Infrared Data and Sensitivity Analysis” 40 (July): 611–18.

Sakoe, Hiroaki, and Seibi Chiba. 1971. “A Dynamic Programming Approach to Continuous Speech Recognition.” In *Proceedings of the Seventh International Congress on Acoustics, Budapest*, 3:65–69. Budapest: Akadémiai Kiadó.

Savitzky, Abraham., and M. J. E. Golay. 1964. “Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures.” *Analytical Chemistry* 36 (8): 1627–39. <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>.

Schroeder, Todd A., Karen G. Schleeweis, Gretchen G. Moisen, Chris Toney, Warren B. Cohen, Elizabeth A. Freeman, Zhiqiang Yang, and Chengquan Huang. 2017. “Testing a Landsat-Based Approach for Mapping Disturbance Causality in U.s. Forests.” *Remote Sensing of Environment* 195: 230–43. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.033>.

Thomas, Nancy E., Chengquan Huang, Samuel N. Goward, Scott Powell, Khaldoun Rishmawi, Karen Schleeweis, and Adrienne Hinds. 2011. “Validation of North American Forest Disturbance Dynamics Derived from Landsat Time Series Stacks.” *Remote Sensing of Environment* 115 (1): 19–32. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.009>.

Velichko, V. M., and N. G. Zagoruyko. 1970. “Automatic Recognition of 200 Words.” *International Journal of Man-Machine Studies* 2 (3): 223–34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0020-7373(70)80008-6>.

Verbesselt, Jan, Rob Hyndman, Glenn Newnham, and Darius Culvenor. 2010. “Detecting Trend and Seasonal Changes in Satellite Image Time Series.” *Remote Sensing of Environment* 114 (1): 106–15. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.014>.

Verbesselt, Jan, Rob Hyndman, Achim Zeileis, and Darius Culvenor. 2010. “Phenological Change Detection While Accounting for Abrupt and Gradual Trends in Satellite Image Time Series.” *Remote Sensing of Environment* 114 (12): 2970–80. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.08.003>.

Verbesselt, Jan, Achim Zeileis, and Martin Herold. 2012. “Near Real-Time Disturbance Detection Using Satellite Image Time Series.” *Remote Sensing of Environment* 123: 98–108. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.022>.

Vogelmann, James E., George Xian, Collin Homer, and Brian Tolk. 2012. “Monitoring Gradual Ecosystem Change Using Landsat Time Series Analyses: Case Studies in Selected Forest and Rangeland Ecosystems.” *Remote Sensing of Environment* 122: 92–105. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.027>.

Wang, Yunxia, Guy Ziv, Marcos Adami, Edward Mitchard, Sarah A. Batterman, Wolfgang Buermann, Beatriz Schwantes Marimon, et al. 2019. “Mapping Tropical Disturbed Forests Using Multi-Decadal 30 m Optical Satellite Imagery.” *Remote Sensing of Environment* 221: 474–88. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.028>.

Wenbo, ZHU, and LI Shuangcheng. 2017. “The Dynamic Response of Forest Vegetation to Hydrothermal Conditions in the Funiu Mountains of Western Henan Province.” *Journal of Geographical Sciences* 5: 565–78.

White, Joanne C., Michael A. Wulder, Txomin Hermosilla, and Nicholas C. Coops. 2019. “Satellite Time Series Can Guide Forest Restoration.” *Nature* 569. <https://doi.org/10.1038/d41586-019-01665-x>.

Zhu, Zhe, Shixiong Wang, and Curtis E. Woodcock. 2015. “Improvement and Expansion of the Fmask Algorithm: Cloud, Cloud Shadow, and Snow Detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 Images.” *Remote Sensing of Environment* 159: 269–77. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.12.014>.

Zhu, Zhe, and Curtis E. Woodcock. 2012. “Object-Based Cloud and Cloud Shadow Detection in Landsat Imagery.” *Remote Sensing of Environment* 118: 83–94. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>.

———. 2014. “Continuous Change Detection and Classification of Land Cover Using All Available Landsat Data.” *Remote Sensing of Environment* 144: 152–71. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>.

Zhu, Zhe, Curtis E. Woodcock, Christopher Holden, and Zhiqiang Yang. 2015. “Generating Synthetic Landsat Images Based on All Available Landsat Data: Predicting Landsat Surface Reflectance at Any Given Time.” *Remote Sensing of Environment* 162: 67–83. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.009>.