



THALINE BIGHI SILVEIRA DA SILVA

**MÉTODOS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA NA
VEGETAÇÃO ENTRE DUAS IMAGENS: UMA REVISÃO DE
LITERATURA**

LAVRAS - MG

2021

THALINE BIGHI SILVEIRA DA SILVA

**MÉTODOS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA NA VEGETAÇÃO ENTRE DUAS
IMAGENS: UMA REVISÃO DE LITERATURA**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia Florestal, para a obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Fausto Weimar Acerbi Junior

Orientador

Ma. Juliana Maria Ferreira de Souza Diniz

Coorientadora

LAVRAS - MG

2021

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Silva, Thaline Bighi Silveira da.

Métodos de detecção de mudança na vegetação : uma revisão
de literatura / Thaline Bighi Silveira da Silva. - 2021.

51 p.

Orientador(a): Fausto Weimar Acerbi Junior.

Coorientador(a): Juliana Maria Ferreira de Souza Diniz.

TCC (graduação) - Universidade Federal de Lavras, 2021.

Bibliografia.

1. Análise Temporal. 2. Monitoramento. 3. Bitemporal. 4.
Diferença de imagens. 5. Índice de vegetação. I. Acerbi Junior,
Fausto Weimar. II. Diniz, Juliana Maria Ferreira de Souza. III.
Título.

O conteúdo desta obra é de responsabilidade do(a) autor(a) e de seu orientador(a).

THALINE BIGHI SILVEIRA DA SILVA

**MÉTODOS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA NA VEGETAÇÃO ENTRE DUAS
IMAGENS: UMA REVISÃO DE LITERATURA**

**CHANGE DETECTION METHODS IN VEGETATION USING PAIRS OF
IMAGES: A LITERATURE REVIEW**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia Florestal, para a obtenção do título de Bacharel.

APROVADA em 24 de novembro de 2021.

Dr. Fausto Weimar Acerbi Junior

Ma. Juliana Maria Ferreira de Souza Diniz

Ma. Inácio Thomas Bueno

Prof. Dr. Fausto Weimar Acerbi Junior

Orientador

Ma. Juliana Maria Ferreira de Souza Diniz

Coorientadora

LAVRAS - MG

2021

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, primeiramente, por ter me dado força.

À minha família, por estarem ao meu lado durante esta caminhada na vida acadêmica.

Aos meus tios Jorgina e Gonzada, por sempre acreditarem em mim.

À Universidade Federal de Lavras por proporcionar meu desenvolvimento intelectual e crescimento como pessoa.

Ao professor Dr. Fausto, pela sensibilidade e compreensão na orientação.

À minha coorientadora Ma. Juliana, por me acalmar e apoiar desde o começo.

Às minhas amigas e irmãs da República Tropicanas, pela amizade e por cada momento que levarei comigo.

Ao João Fernando, pela paciência e companheirismo.

Enfim, a todos, meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

Os ecossistemas estão mudando continuamente e a busca pela conservação e preservação de áreas com significativa relevância ecológica têm ganhado destaque nas últimas décadas. Com isso, a utilização do sensoriamento remoto se mostra importante para auxiliar a identificar essas alterações. A detecção de mudanças (DM) na vegetação auxilia na compreensão das relações e interações entre os fenômenos humanos e naturais, a fim de promover uma melhor tomada de decisão. Diversos autores chegaram a conclusões diferentes e às vezes controversas sobre quais técnicas de DM são mais eficazes. Este trabalho destaca a importância da seleção de dados e do pré-processamento para uma DM consistente e revisa as técnicas tradicionais: diferenciação por índices de vegetação; imagem diferença; razão entre duas imagens; análise vetor de mudança; análise por regressão; análise de componentes principais; e detecção pós-classificação. A pesquisa de técnicas de DM ainda é um tópico ativo e novas técnicas são necessárias para usar com eficácia os dados cada vez mais diversos e complexos, sendo de extrema relevância para o futuro entender modelos avançados.

Palavras-chave: Análise Temporal. Monitoramento. Bitemporal. Diferença de imagens. Índice de vegetação.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	8
2	O SENSORIAMENTO REMOTO NO MONITORAMENTO	9
2.1.	Radiação Eletromagnética	9
2.2	Efeitos Atmosféricos	10
2.3	Comportamento Espectral dos Objetos.....	11
2.4	Sistemas Sensores	12
3	DETECÇÃO DE MUDANÇA.....	14
3.1	Pré-processamento	16
3.1.1	Correção Geométrica e Registro	17
3.1.2	Calibração Radiométrica e Atmosférica	18
4	TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA.....	19
4.1	Diferenciação por Índices de Vegetação	23
4.1.1	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada – NDVI	23
4.1.2	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo – SAVI	26
4.2	Imagem Diferença	27
4.3	Razão de Imagens	30
4.4	Análise Vetor de Mudança	31
4.5	Análise de Regressão	33
4.6	Análise de Componentes Principais	34
4.7	Pós-Classificação	36
5	EVOLUÇÃO E DESAFIOS DAS TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA	39
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	41
	REFERÊNCIAS.....	42

1 INTRODUÇÃO

Os ecossistemas estão mudando continuamente e a busca pela conservação e preservação de áreas com significativa relevância ecológica têm ganhado destaque no Brasil e no mundo nas últimas décadas. Essas mudanças podem ser de causa natural, antrópica ou a combinação das duas. Desse modo, é importante realizar o adequado monitoramento dessas mudanças com o objetivo de proteger tais áreas para o equilíbrio do ecossistema e manutenção da vida.

A utilização do sensoriamento remoto é importante para auxiliar a identificar essas alterações. De acordo com Florenzano (2002), o sensoriamento remoto é a tecnologia que permite obter imagens e outros tipos de dados da superfície terrestre, através da captação e do registro da energia refletida ou emitida pela superfície. Com isso, é possível realizar o monitoramento dos recursos naturais, além de permitir a identificação do uso e cobertura do solo, e sua variação ao longo do tempo com as transformações ocorridas na paisagem. (MORAIS et al., 2011).

As imagens de satélite se tornaram ferramentas essenciais para monitoramento da vegetação, fornecendo informações de maneira rápida, especialmente em áreas que são pouco acessíveis a pesquisas de campo devido a aspectos limitantes da topografia e vegetação densa (MAIA, 2019). Como metodologia de análise e monitoramento da vegetação, surgiu a detecção de mudanças, com diversas técnicas propostas que tornam possível analisar possíveis alterações em tempos distintos (CÉSAR, 2019).

Definida de acordo com Singh (1989), a detecção de mudanças é o processo de identificar diferenças no estado de um objeto ou fenômeno observando-o em momentos diferentes. Envolve a utilização de conjuntos de dados multitemporais para analisar qualitativamente os efeitos temporais dos fenômenos e quantificar as mudanças. Assim, essa técnica é de grande relevância para entender o comportamento da vegetação, planejamento e para auxiliar na tomada de decisão.

Diversas são as aplicações da detecção de mudanças, inclusive em grandes programas de monitoramento, como o PRODES e o MapBiomas. O PRODES — Programa de Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite realiza, desde 1988, o monitoramento das taxas de desmatamento na Amazônia Legal. Essas taxas são usadas como

indicador na proposição de políticas públicas e também na avaliação de suas efetividades. O MapBiomas também é um outro projeto de monitoramento de relevância nacional. Criado em 2015, possui metodologia rápida, confiável e de baixo custo para mapeamento da cobertura do solo e da sua dinâmica de mudanças em todo o Brasil.

Diferentes metodologias estão presentes na literatura para detecção de mudança e, por causa dos impactos de fatores complexos, diversos autores chegaram a conclusões diferentes e às vezes controversas sobre quais são mais eficazes. Na prática, não é fácil selecionar um algoritmo adequado para um projeto específico de detecção de mudanças. Portanto, uma revisão das técnicas usadas em pesquisas e aplicações anteriores é útil para entender como essas técnicas podem ser melhores empregadas para ajudar a resolver problemas específicos (BITTENCOURT, 2011).

Neste sentido, o presente trabalho apresenta uma revisão de literatura acerca do sensoriamento remoto na detecção de mudanças, com ênfase nas técnicas tradicionais utilizadas para vegetação.

2 SENSORIAMENTO REMOTO

A definição clássica do termo sensoriamento remoto refere-se a um conjunto de técnicas destinado à obtenção de informação sobre objetos, sem que haja contato físico com eles (NOVO e PONZONI, 2001) e constitui-se numa importante técnica para o monitoramento sistemático da dinâmica da vegetação (CARVALHO et al, 2008).

Ainda segundo Novo e Ponzoni (2001), o uso do sensoriamento remoto a partir de sistemas orbitais nas ciências ambientais está ligado diretamente à necessidade de obter-se informações globais de forma sinóptica a pequenos intervalos de revisita. Isto porque esses são fatores essenciais para a observação de fenômenos dinâmicos como a atmosfera, os oceanos, e os processos biológicos e biogeoquímicos.

Segundo Linheira (2016), o processo de sensoriamento remoto pode ser dividido em duas fases: a de aquisição de dados e a de utilização e análise dos dados. O processo de aquisição depende de fatores como: a energia eletromagnética, também chamada de radiação eletromagnética; a fonte de radiação; os efeitos atmosféricos; o comportamento espectral dos alvos, representa o elemento do qual se pretende extrair informação; e o sistema sensor, que

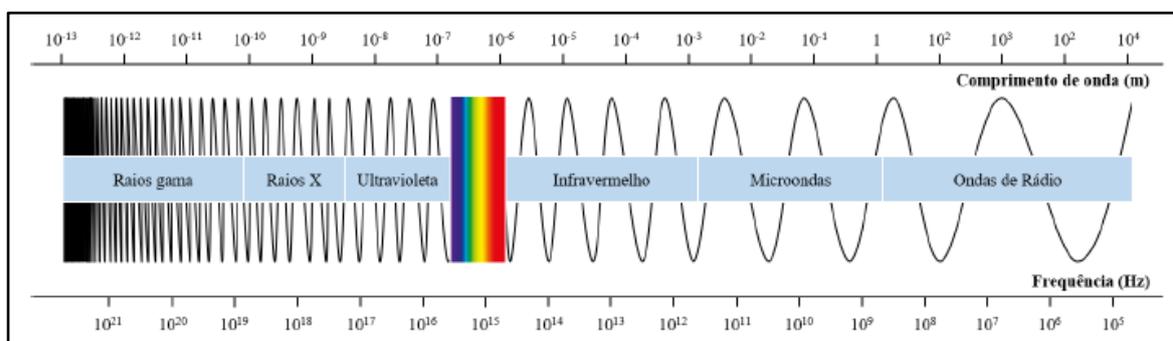
é o instrumento capaz de coletar e registrar a radiação eletromagnética refletida ou emitida pelo objeto.

2.1. Radiação Eletromagnética

A radiação eletromagnética é a base para processo de identificação de principais características dos objetos terrestres, porque é a energia eletromagnética emitida ou refletida por estes que é registrada por sensores remotos.

A energia eletromagnética ordenada forma um conjunto de comprimentos de onda conhecido como espectro eletromagnético (Figura 1). Este, segundo Moraes (2002), se estende desde comprimentos de onda muito curtos associados aos raios cósmicos, até as ondas de rádio de baixa frequência e grandes comprimentos de onda. Segundo Novo e Ponzoni (2001) as faixas mais comumente exploradas para fins do SR dos recursos naturais são: visível, infravermelho próximo, infravermelho médio e microondas.

Figura 1 - Espectro eletromagnético.



Fonte: Cambraia Filho (2019) adaptado de Florenzano (2002).

2.2 Efeitos Atmosféricos

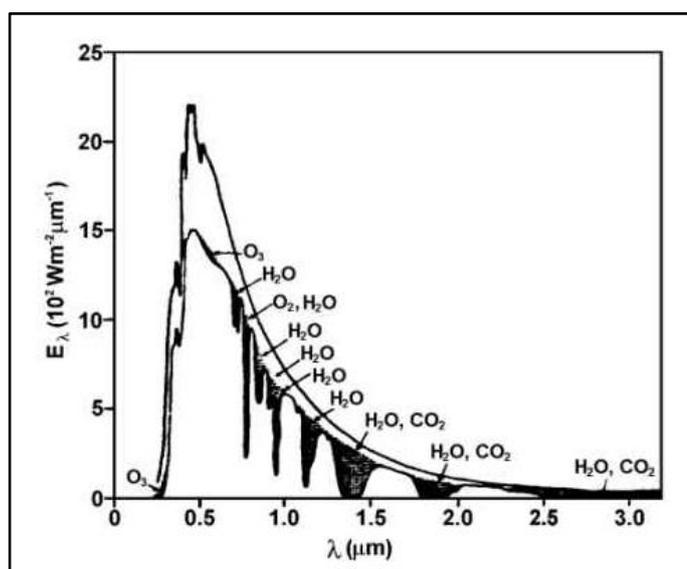
A energia eletromagnética ao atravessar a atmosfera terrestre pode ser absorvida, refletida e espalhada (Moraes, 2002). A partir da energia refletida captada pelos sensores é possível distinguir objetos, enquanto a absorção e o espalhamento são efeitos atmosféricos que influenciam na aquisição deste dado.

A absorção ocorre quando a energia eletromagnética é absorvida por diversos elementos constituintes da atmosfera como o vapor d'água, o ozônio e o dióxido de carbono. Para evitar esses efeitos, a grande maioria das atividades de sensoriamento remoto utilizam as chamadas janelas atmosféricas, que são faixas do espectro eletromagnético onde a

absorção atmosférica é mínima. Já o espalhamento, é geração de um campo de luz difusa quando a radiação eletromagnética incide sobre algumas partículas existentes na atmosfera, fato este que gera dificuldades ou mascaramento na interpretação da informação de interesse (ROSA, 2007, apud LINHEIRA, 2016).

A Figura 2 mostra o espectro da radiação solar que atinge a superfície da Terra (curva inferior), o espectro da radiação solar incidente no topo da atmosfera (curva superior). A área entre as duas curvas representa a diminuição da radiação devido absorção e espalhamento.

Figura 2 - Espectro da radiação solar no topo da atmosfera e na superfície da Terra.



Fonte: Grimm (1999).

2.3 Comportamento Espectral dos Objetos

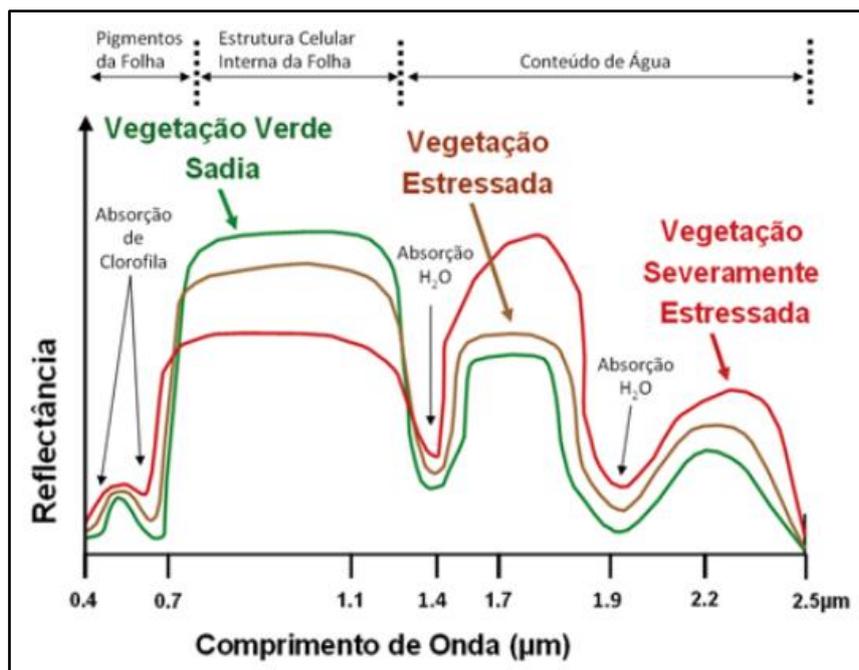
O fluxo de energia eletromagnética ao atingir um objeto (energia incidente) sofre interações com o material que o compõe, sendo parcialmente refletido, absorvido e transmitido pelo objeto (MORAES, 2002). Antunes (2011) define essa característica como resposta espectral dos objetos e depende das diferenças na composição físico-química dos materiais que compõem os objetos, pois estes interagem de maneira diferente com as ondas eletromagnéticas. Moraes (2002) define o conjunto dos valores sucessivos da reflectância do objeto ao longo do espectro eletromagnético como comportamento espectral ou assinatura espectral do objeto.

De acordo com Steffen (2001), o fator que mede a capacidade de um objeto de refletir a energia radiante indica a sua reflectância, enquanto que a capacidade de absorver energia radiante é indicada pela sua absorbância e, da mesma forma, a capacidade de transmitir energia radiante é indicada pela sua transmitância. Estes três fatores costumam ser expressos em percentagem (ou por um número entre 0 e 1).

Estas diferentes interações possibilitam a distinção e o reconhecimento dos diversos objetos terrestres sensoriados remotamente, pois são reconhecidos devido a variação da porcentagem de energia refletida em cada comprimento de onda. (MORAES, 2002)

Linheira (2016) explica que, no caso da vegetação, os fatores envolvidos em sua reflectância são as condições atmosféricas, a espécie do vegetal, as características do solo, o índice de área foliar, o estado fenológico, a biomassa, as características da folha, a geometria de medida, a cobertura da copa, além do tipo de sistema sensor utilizado. A Figura 3 mostra comparação entre as respostas espectrais da vegetação em diferentes comprimentos de onda do espectro eletromagnético.

Figura 3 - Comparação das curvas espectrais da vegetação.



Fonte: Souza Filho (2008).

2.4 Sistemas Sensores

Os sistemas sensores são caracterizados como todo dispositivo que registram a REM em determinadas faixas do espectro eletromagnético, apresentando a capacidade de transformar essas informações em produtos passíveis de interpretação. Esses equipamentos são comumente acoplados em plataformas de deslocamento, seja ao nível terrestre (radiômetros ou espectralradiômetros), sub-orbital (aviões, drones, etc.) e orbital (satélites artificiais), sendo os satélites os meios mais utilizados para produção de imagens (ABREU e COUTINHO, 2014; CAMBRAIA FILHO, 2019; MARCELO, 2019).

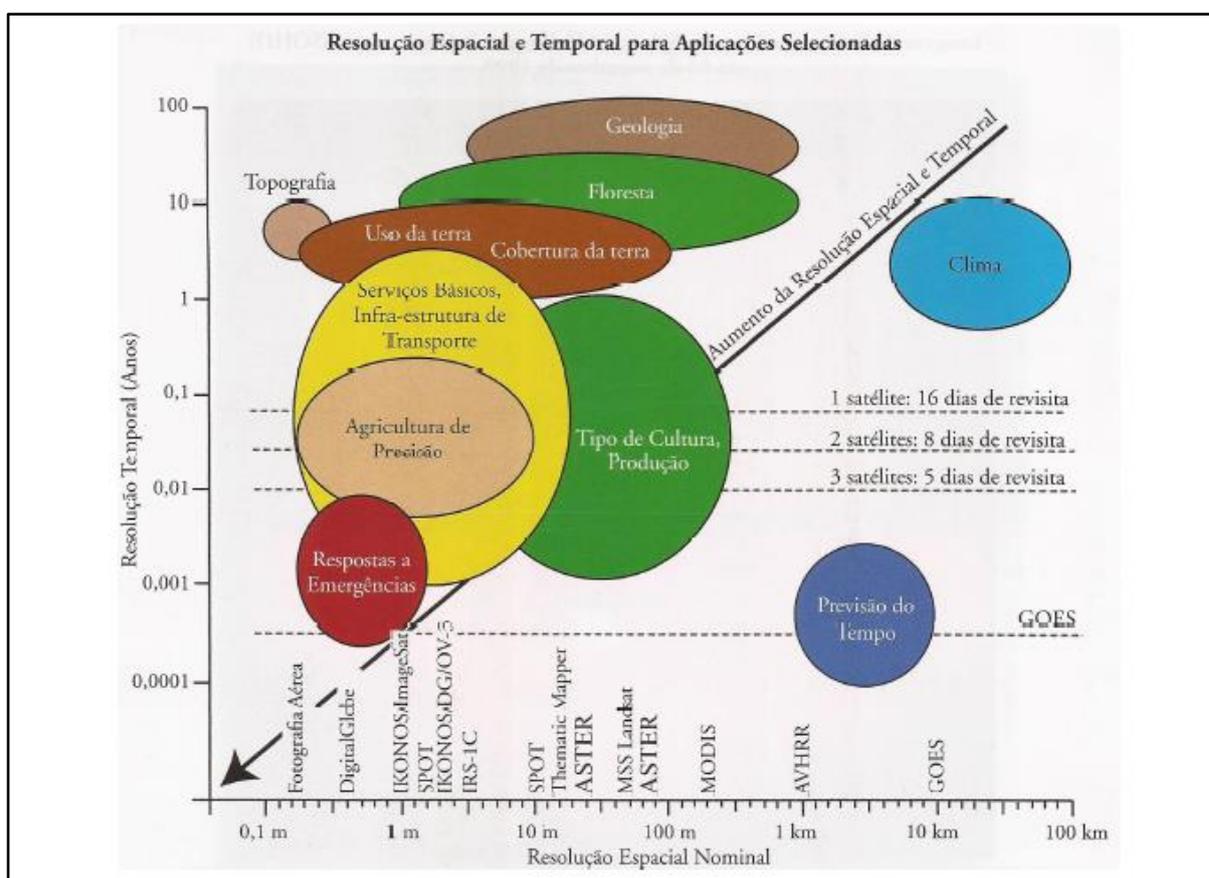
A qualidade dos produtos gerados pelos sistemas sensores está diretamente relacionada às suas características de resoluções espacial, espectral, radiométrica e temporal. A resolução espacial está relacionada com a sensibilidade do sensor em distinguir e medir alvos; quanto maior for a resolução espacial, maior detalhamento haverá entre pixels da imagem. A resolução espectral refere-se ao número de bandas e a largura das faixas espectrais de cada banda que o sensor opera; um sensor tem melhor resolução espectral se ele possui maior número de bandas situadas em diferentes regiões espectrais e com larguras estreitas de comprimentos de onda. A resolução radiométrica define a eficiência do sistema em detectar e registrar as diferenças de energia refletida e/ou emitida em escalas de cinza; maior será a resolução radiométrica, quanto maior for a capacidade do detector para medir as diferenças de intensidades dos níveis de radiância. A resolução temporal está relacionada ao intervalo de tempo de revisita do satélite a uma mesma área (CAMBRAIA FILHO, 2019; LINHEIRA, 2016; MENESES E ALMEIDA, 2012).

Meneses e Almeida (2012) destacam que, para acompanhar ou detectar mudanças, a resolução temporal é fundamental, principalmente se o alvo em questão for dinâmico, como ciclo fenológico de culturas e desmatamentos, por exemplo.

Kuriyama (2009) cita Tonial et al. (2000) destacando que, com o surgimento de novos sensores, proporcionando imagens com uma resolução espacial cada vez maior, somada ao desenvolvimento de novas técnicas computacionais, diversas informações da superfície terrestre foram coletadas, o que tornou possível desenvolver ferramentas para o manejo e conservação dos recursos naturais.

Monteiro (2015) destaca que a escolha do sensor está diretamente ligada ao objetivo da pesquisa a ser realizada, pois as características do sistema acarretarão na precisão dos resultados pretendidos. Para exemplificação, Jensen (2009, apud REIS, 2014), a Figura 4 apresenta um esquema que relaciona características de resolução temporal e espacial para estudos utilizando dados provenientes de sensoriamento remoto.

Figura 4 - Características de resolução espacial e temporal de sensores imageadores para diferentes tipos de estudos.



Fonte: Jensen (2009) apud Reis (2014).

3 DETECÇÃO DE MUDANÇA

Com o avanço dos sistemas sensores e a disponibilidade de séries temporais, é possível comparar informações, estudar e monitorar áreas, possibilitando acompanhar dinâmicas vegetacionais, mapeamento do uso e cobertura da terra, dentre outros usos. Com isso, a detecção de mudanças se torna cada vez mais necessária para entender as dinâmicas da vegetação (KIEL, 2008).

A detecção de mudanças é definida por Singh (1989) como um processo de identificação de diferenças de um determinado objeto ou fenômeno, observadas em diferentes épocas ao longo do tempo. Coppin et al. (2004) definem como a quantificação de fenômenos temporais a partir de imagens de múltiplas datas que são mais comumente adquiridas por sensores multiespectrais baseados em satélites. Panuju et al. (2020) definem também como um processo de identificar diferenças significativas nas aparências de pixels sequenciais devido ao surgimento, desaparecimento, movimento ou alteração da forma de objetos.

Para esta comparação de imagens, o objetivo é buscar mudanças que sejam relevantes em detrimento das alterações não-relevantes para uma dada aplicação. Mudanças relevantes incluem movimentos, aparecimento e desaparecimento de objetos da cena, enquanto não-relevantes são devido a fatores como diferentes condições atmosféricas, luz solar e parâmetros intrínsecos ao dispositivo de aquisição, sendo necessário terem suas influências minimizadas (RADKE et al, 2005; RODRIGUES, 2016).

Uma boa detecção de mudança em recursos naturais deve fornecer as seguintes informações: detectar se houve mudança, taxa de mudança e sua natureza; medir a extensão da área de mudança e o padrão espacial da mudança, por último, avaliar sua precisão (LU et al., 2003; MACLEOD e CONGATION, 1998).

Coppin et al. (2004) apresentam que a seleção apropriada de datas de aquisição de imagens é tão crucial para a detecção de mudança quanto a escolha do sensor, tanto a data de aquisição do calendário, quanto a duração do intervalo de mudança (resolução temporal). Datas específicas são frequentemente usadas porque minimizam as discrepâncias reflexo de fluxos sazonais de vegetação e diferenças no ângulo solar. Coppin et al. (2004) afirmam que a seleção ideal da estação para aquisição de dados de detecção de mudança de vegetação permanece um tópico de controverso na literatura.

Lu et al. (2003) ressalta que, ao selecionar dados de sensoriamento remoto para aplicações de detecção de mudanças, deve-se preferencialmente usar o mesmo sensor, os mesmos dados radiométricos e de resolução espacial com aniversário ou datas de aquisição de aniversário muito próximas, a fim de eliminar efeitos de fontes externas, como ângulo solar, diferenças sazonais e fenológicas.

Embora prefira-se dados homogêneos, isto é, que venham do mesmo tipo de sensor e tenham as mesmas propriedades, distribuição espectral e espaço de recursos, dados heterogêneos também podem ser utilizados. Imagens de diferentes sensores podem complementar-se para fornecer informações mais ricas sobre os objetos terrestres, como em casos onde os dados que se possuem são insuficientes (SHI et al., 2020).

De modo complementar, dados auxiliares também podem ser utilizados para descrever mudanças. São dados de outras fontes, usados para auxiliar na análise e detecção quando as informações espectrais apresentam limitações. Podem aumentar a precisão da detecção de mudança, auxiliar na seleção de amostras de treinamento e na interpretação de fenômenos de mudança após a classificação. Alguns exemplos de dados auxiliares comumente utilizados são: modelo digital de elevação, inventário florestal, mapa de cobertura do solo e fotografias (PANUJU et al, 2020).

Ao implementar um projeto de detecção de mudanças, três etapas principais são envolvidas: pré-processamento de imagem; seleção de técnicas adequadas para implementar análises de detecção de mudanças; e avaliação da precisão (LIU et al., 2004).

3.1 Pré-processamento

A consistência espectral, espacial e temporal e a comparabilidade de imagens são essenciais na detecção de mudanças. Para isso, os procedimentos de pré-processamento são importantes para gerar dados consistentes e evitar detecções falsas. Estes envolvem integração, filtragem, normalização e transformação de dados (GARCIA, 2015 apud PANUJU et al, 2020).

Radke et al. (2005) dividem o pré-processamento em dois passos: o ajuste geométrico e o ajuste radiométrico. Lu et al. (2003) acrescenta que se a área de estudo for montanhosa, a correção topográfica também pode ser necessária. Esses passos são usados para minimizar ou eliminar a saída de tipos comuns de mudanças não-relevantes antes de aplicar métodos de detecção de mudanças.

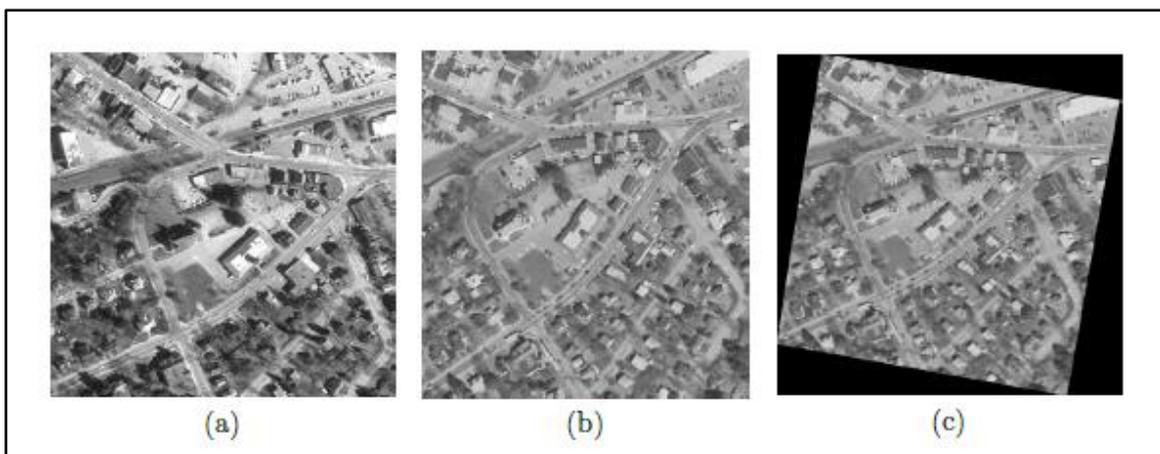
3.1.1 Correção Geométrica e Registro

A integração de dados de sensoriamento remoto está relacionada ao alinhamento de imagens por meio de retificação e registro (como ilustra a Figura 5) usando os mesmos pontos de referência e controle (PANUJU et al, 2020).

Rodrigues (2016) explica que essa etapa consiste em uma transformação geométrica em que as coordenadas de uma imagem são relacionadas com coordenadas de uma imagem de referência, enquanto o registro mapeia o espaço de um pixel de uma imagem para o de outra.

Esta é uma etapa necessária para a maioria dos métodos de detecção de mudança e seu sucesso depende da similaridade das imagens. A não-associação correta dos pontos entre imagens pode gerar detecção de mudanças não-relevantes (RODRIGUES, 2016; SINGH, 1989).

Figura 5 - Exemplo de um registro bem-sucedido. As imagens (a) e (b) são imagens da mesma cena em pontos de vistas diferentes. (c) indica o resultado da sobreposição de (a) e (b).



Fonte: Rodrigues (2016).

Embora complexos procedimentos de registro tenham sido formulados, Bruzzone e Cossu (2003) salientam que não é possível obter um alinhamento perfeito de imagens multitemporais, mesmo aplicando sofisticadas transformações geométricas às imagens. Isto se deve principalmente às diferentes geometrias das imagens adquiridas, como por exemplo, devido a movimentos irregulares da plataforma de aquisição, ocasionando o chamado “ruído de registro”, considerado pelos autores de difícil redução. Bruzzone e Bovolo (2012)

mencionam a existência de diversos estudos do efeito desse erro de registro residual na detecção de mudança e de técnicas dedicadas a mitigar esses efeitos.

3.1.2 Calibração Radiométrica e Atmosférica

O segundo passo para uma detecção de mudança bem-sucedida é uma resposta radiométrica comum para a análise quantitativa de um ou mais pares de imagens adquiridos em datas diferentes.

As correções radiométricas e atmosféricas são necessárias visto que diferentes condições de iluminação solar, espalhamento e absorção atmosférica, presença de nuvens, equipamentos usados na aquisição, horário de captura de imagem, entre outras, resultam em performances radiométricas diferentes (BITTENCOURT, 2011; RODRIGUES, 2016).

Mesmo tomando precauções quanto essas influências, as imagens adquiridas podem apresentar diferenças na intensidade esperada e obtida, associada a variação nos valores de brilho. A normalização radiométrica visa combater esses efeitos da iluminação, preservando os elementos visuais essenciais para a detecção de mudanças (PEDRINI & SCHARTZ, 2008 apud RODRIGUES, 2016).

Lu et al. (2014) afirmam que as condições atmosféricas em diferentes datas de aquisição influenciam nas assinaturas espectrais para os mesmos objetos e, por isso, uma correção atmosférica adequada é necessária. Existem diversos algoritmos para tal e o autor cita como um dos mais utilizados a subtração de objetos escuros (*Dark Object Subtraction - DOS*). Ele menciona, também, que a correção topográfica é necessária em áreas montanhosas, reduzindo o impacto da topografia na refletância.

A limpeza de dados é um procedimento essencial para reduzir o ruído e lidar com dados perdidos e mascaramento de nuvem para imagens ópticas ou manchas de filtragem para dados de micro-ondas, enquanto a normalização remove o ruído ou efeitos inesperados que alteram as características espectrais por razões diferentes das mudanças reais da superfície da terra (PANUJU et al, 2020).

Na comunidade do sensoriamento remoto é comum realizar também a transformação dos dados antes de proceder a detecção de mudanças. A transformação tem a função básica de preparar uma imagem de alto contraste visual a fim de facilitar a interpretação e a extração

de informações da cena (RADKE et al., 2005; COPPIN et al., 2004; MENESES e ALMEIDA, 2012; PANUJU et al, 2020). Uma das transformações mais comuns são os índices de vegetação, presente em mais detalhes no item 4.1 deste trabalho.

4 TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA

Com a versatilidade na manipulação dos dados digitais e o aumento do poder computacional, as técnicas para executar a detecção de mudança com imagens de satélite tornaram-se numerosas (PARVEEN, 2018).

A definição da informação que se deseja obter é importante na seleção de técnicas adequadas de detecção de mudanças. Algumas técnicas apenas fornecem informações de mudança/não-mudança, enquanto outras podem fornecer uma matriz completa de mudanças (LU et al., 2003).

Nos últimos anos, diversos pesquisadores propuseram um grande número de técnicas de detecção de alterações de imagens de sensoriamento remoto e as resumiram ou classificaram de diferentes pontos de vista. Coppin et al. (2004) e Jianya (2008) dividem as metodologias em dois grupos a partir do número de imagens utilizadas na comparação: detecção de mudança bi-temporal e análise de trajetória temporal. O primeiro mede as mudanças entre duas imagens de datas diferentes e o último mede em uma escala de tempo "contínua", com foco também no progresso da mudança ao longo do período. No caso da utilização de apenas duas imagens, a escolha das datas de aquisição é crucial para evitar a contaminação das mudanças por efeitos fenológicos e sazonais

Rodrigues (2016) classifica as técnicas de três formas: supervisionadas, semi-supervisionadas e não-supervisionada. A primeira requer informação a priori sobre a área investigada e permite determinar tanto a presença/ausência quanto o tipo de mudança ocorrida, sendo necessárias amostras de treinamento. A segunda, tenta classificar novas áreas investigadas a partir de uma pequena quantidade de áreas rotuladas como mudança/não-mudança. Enquanto que a última não assume informação a priori sobre os dados e geralmente identifica apenas a presença/ausência de mudanças.

Shi et al. (2020) dividem em métodos tradicionais e métodos baseados em inteligência artificial. Os métodos tradicionais subdividem-se de forma parecida com Lu et al. (2003), enquanto os de inteligência artificial podem ser subdivididos a partir da unidade

de detecção em: à nível de pixel, nível de recurso, nível de objeto e nível de objeto tridimensional (3D).

Lunetta et. al. (2006) dividem as técnicas em dois grandes grupos: pré-classificação e pós-classificação. Os métodos de pré-classificação consiste na classificação de todas as imagens de diferentes datas juntas, utilizam técnicas de processamento baseadas em análises semiautomáticas de imagens e análise de componentes principais; os métodos por pós-classificação consistem na classificação das datas em separado para posterior comparação de mapas temáticos, e são mais robustos, considerados mais confiáveis para validar métodos emergentes, podendo ser uma integração entre sensoriamento remoto e um Sistema de Informação Geográficas (Weckmüller e Vicens, 2013).

Esses métodos de detecção de mudanças também podem ser agrupados em sete categorias: álgebra, transformação, classificação, modelos avançados, abordagens do Sistema de Informação Geográfica (SIG), análise visual e outras abordagens, comentados a seguir (BITTENCOURT, 2011; LU et al., 2003; MENESES e ALMEIDA, 2012; SHI, 2020):

a) Álgebra: inclui técnicas que realizam operações matemáticas básicas entre bandas espectrais coletadas em datas distintas gerando novas imagens. Tem como característica comum a seleção de limiares para determinar as áreas alteradas. Considerado simples, direto, fácil de implementar e interpretar, mas não fornece matrizes completas de informações de mudança e apresentam dificuldade em selecionar limiares adequados para identificar áreas alteradas;

b) Transformação: consiste em técnicas que convertem imagens multiespectrais em um número menor de componentes, enfatizando informações diferentes em cada um. São usadas para melhorar a qualidade dos dados ou destacar recursos, reduzindo dimensões ou combinando camadas de imagens multiespectrais para representar propriedades biofísicas com perda mínima de informação;

c) Classificação: engloba técnicas de detecção de mudanças realizadas sobre imagens classificadas ou classificadores treinados para classificar diretamente os dados de vários períodos. São capazes de fornecer uma matriz de informações de mudança com redução do impacto externo das diferenças atmosféricas e ambientais entre as imagens multitemporais.

No entanto, são consideradas difíceis e demoradas pois são necessárias amostras de treinamento de alta qualidade e em número adequado para produzir resultados de boa qualidade;

d) Modelos avançados: métodos onde há a conversão de valores de reflectância das imagens em parâmetros ou frações baseados fisicamente para realizar análises de mudanças. São técnicas mais intuitivas para se interpretar, porém são processos demorados e difíceis de desenvolver modelos adequados para esta conversão;

e) Abordagens do SIG: as funções do SIG fornecem ferramentas que permitem incorporar diferentes fontes de informação no processamento dos dados e são eficazes no manuseio da análise de detecção de alterações;

f) Análise visual: uma categoria na qual a detecção de mudanças se baseia na interpretação visual de imagens multitemporais por um analista. Este utiliza elementos como a textura, tamanho, forma e padrões das imagens para identificar mudanças. Este método fornece resultados confiáveis a partir do conhecimento especializado, porém é trabalhoso e demorado, mais utilizado em casos em que o processamento automático não é viável;

g) Outras abordagens: métodos que não podem ser atribuídos a uma das categorias indicadas acima e que ainda não foram usados com frequência na prática, como as abordagens híbridas, isto é, que conciliam duas ou mais técnicas, por exemplo.

Após analisar trabalhos de Bittencourt (2011), Coppin et al. (2004), Jianya et al. (2008), Panuju et al. (2020), Rodrigues (2016), SHI et al. (2020) e Singh (1989) foram selecionadas para o presente trabalho 7 técnicas: diferenciação por índices de vegetação; imagem diferença; razão entre duas imagens; análise vetor de mudança; análise por regressão; diferenciação pela análise de componentes principais; e detecção pós-classificação. No Quadro 1, as técnicas são apresentadas classificadas de acordo com as divisões apresentadas e com seu produto final típico: mapa binário, sendo o que fornece informações de mudança e não-mudança, e o mapa temático, onde é possível obter informações sobre tipos de mudança.

Quadro 1 - Resumo das técnicas apresentadas no trabalho.

Grupo	Natureza	Técnica	Produto Final Típico
Álgebra	Não-supervisionada	Imagem Diferença	Mapa binário
		Razão entre imagens	Mapa binário
		Análise Vetor de Mudanças	Mapa temático
		Análise de Regressão	Mapa binário
		Índice de Vegetação	Mapa binário
Transformações	Não-supervisionada	Análise de Componentes Principais	Mapa binário
Classificações	Supervisionada	Pós-classificação	Mapa temático

Fonte: Construído pelo autor baseado em Bittencourt (2011).

Panuju et al. (2020) reforçam que vários produtos de síntese podem ser obtidos por meio de várias técnicas de detecção de mudanças, dependendo do contexto e do propósito do estudo, como: mapas de mudanças binárias, tipos de mudanças, magnitude e direção das mudanças, probabilidade de mudanças ou trajetórias temporais, e até mesmo simulação de cobertura futura do solo.

De um modo geral, todas as técnicas propostas na literatura têm por objetivo detectar reais alterações na superfície terrestre, reduzindo os esforços necessários na análise visual de imagens. Mas nenhum método é ótimo e aplicável a todos os casos. Devido aos impactos de fatores complexos, não é tarefa fácil selecionar o método mais adequado, por isso, diferentes autores chegam a conclusões diferentes e às vezes controversas sobre quais métodos de detecção de mudanças são mais eficazes (BITTENCOURT, 2011; JIANYA, 2008; LU et al., 2003).

4.1 Diferenciação por Índices de Vegetação

Dentre as metodologias empregadas para identificação e avaliação de mudanças na estrutura, fisionomia e dinâmica da cobertura vegetal, destaca-se na literatura dentre as mais utilizadas as envolvendo Índices de Vegetação.

Os índices de vegetação surgiram como maneiras de transformar e combinar reflectâncias espectrais para avaliação quantitativa e qualitativa do estado da vegetação a partir de imagens de satélites. São razões matemáticas da reflectância realizadas especialmente nas regiões do vermelho e do infravermelho próximo, regiões estas que a energia se encontra relacionada à atividade fotossintética (BAYMA, 2015; DUARTE, 2017; ROSENDO, 2005).

Jensen (2009) destaca que a utilização destas razões de bandas possibilita reduzir efeitos comuns entre elas, como a variação sazonal do comportamento espectral dos alvos. Além disso, essa transformação minimiza diferenças radiométricas, de declividade da superfície e interferências atmosféricas, funcionando como uma normalização radiométrica.

Além de condensar as informações, os índices realçam o contraste da vegetação em relação ao solo e a outros alvos da superfície terrestre, o que facilita discriminar o que é e o que não é vegetação; e minimizam problemas topográficos, radiométricos e atmosféricos (LIU et al., 2004; MARCELO, 2019). Coppin e Bauer (1996) afirmam que os índices são conhecidos por exibir uma forte relação com a cobertura vegetal, mas observam que não se pode esperar que um único índice de vegetação resuma totalmente as informações de espaço de dados espectrais multidimensionais, sendo necessário selecionar o mais adequado para o contexto de cada estudo.

O NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) é um dos índices mais utilizados para detecção de mudanças, e é apresentado a seguir.

4.1.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada - NDVI

Embora muitos índices existam, o mais conhecido e usado em estudos relacionados à cobertura vegetal atualmente é o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), que permite monitorar a densidade e o estado de vigor da vegetação verde sobre a superfície terrestre (AQUINO e OLIVEIRA, 2012; KIEL, 2008; LINHEIRA, 2016; PANUJU et al., 2020).

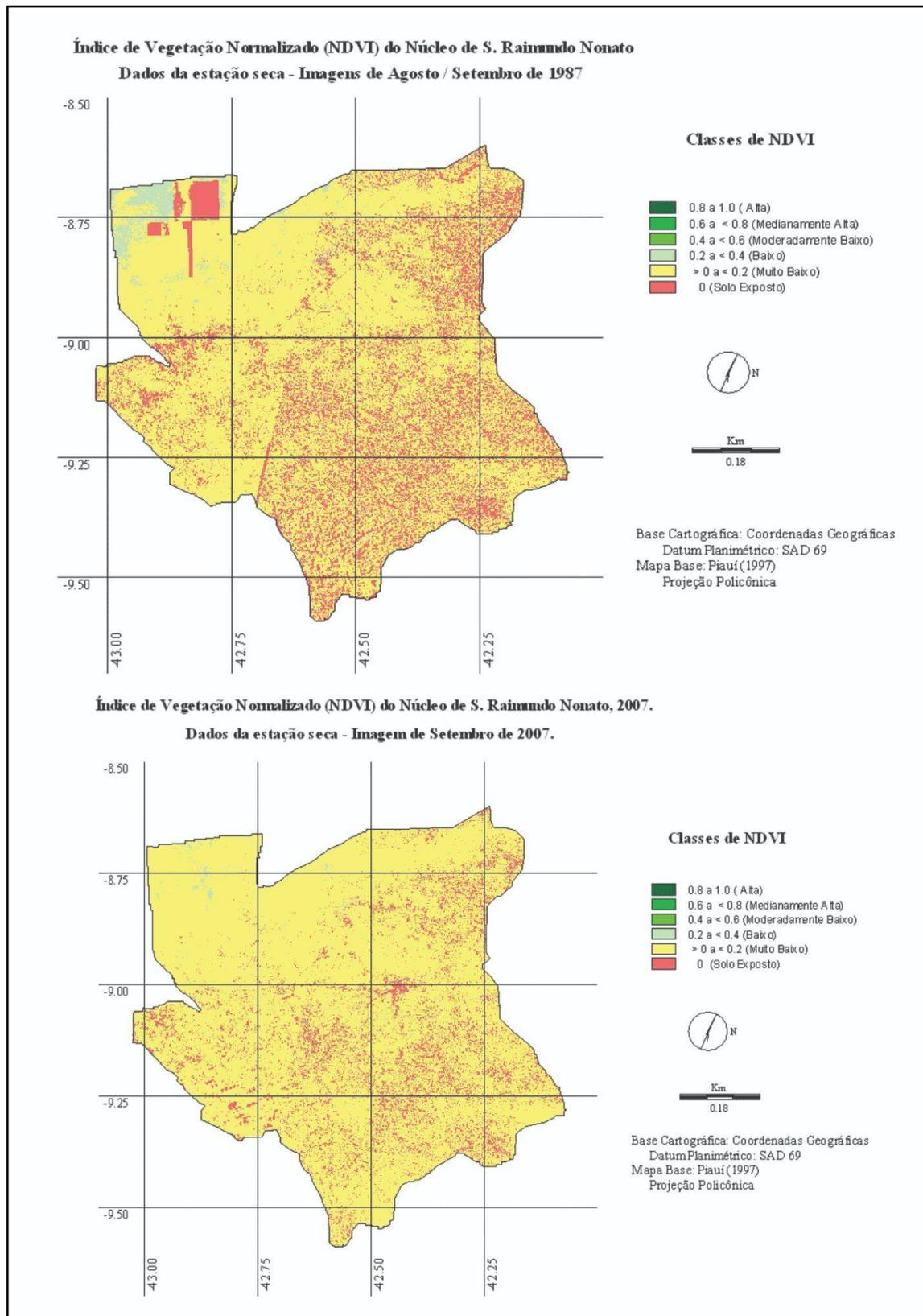
O NDVI é calculado pela razão entre a diferença das reflectâncias nas regiões do infravermelho próximo e do vermelho e a soma dessas duas reflectâncias. Como resultado, os pixels da imagem NDVI podem variar na escala entre -1 e +1, onde os valores positivos próximos de 1 representam a maior densidade de cobertura vegetal e maior atividade

fotossintética. Já valores negativos, correspondem aos locais com um teor de umidade bastante elevado, como: açudes, lagos, nuvens com alto teor hídrico, etc. (AQUINO e OLIVEIRA, 2012; MACEDO, 2019; MACHADO et al, 2008).

A partir do NDVI, é possível detectar mudanças entre duas ou mais imagens de diversas formas. Para comparação dos parâmetros resultantes da imagem, as técnicas apresentadas por Crósta (1992), Moreira (2005) e variações a partir destas são mencionadas na literatura, que utilizam estatísticas de grades (média e variância) dos parâmetros resultantes das imagens digitais geradas através deste método. Na literatura, NDVIs também são comparados através de operações de diferença e razão (BITTENCOURT, 2011), que veremos nos próximos tópicos 4.2 e 4.3 respectivamente.

Aquino e Oliveira (2012) estudaram a dinâmica do NDVI em São Raimundo Nonato (Piauí) entre os anos de 1987 e 2007 e afirmam que o NDVI proporcionou “valiosas informações acerca do comportamento da vegetação entre os diferentes anos e as diferentes estações do ano o que revela a relação direta entre a distribuição da precipitação e o comportamento da vegetação”. Os dados deste estudo, ilustrado pela dinâmica do NDVI na Figura 6, revelaram que houve um aumento da área de proteção, fato que permitiu supor redução da degradação na área.

Figura 6 - Comparação NDVIs dos anos de 1987 e 2007 do Núcleo de São Raimundo Nonato - PI.



Fonte: Aquino e Oliveira (2012).

Morais et al. (2011) utilizaram o NDVI para detecção de mudanças da cobertura vegetal no município de Floresta (Pernambuco) comparando dados dos anos de 1994 e 2007, e também observaram que este método foi sensível à precipitação. Rigoldi et. al (2020) verificaram um aumento da cobertura vegetal no município de Sarandi, no estado do Paraná, ao comparar imagens dos anos de 2008 e 2018.

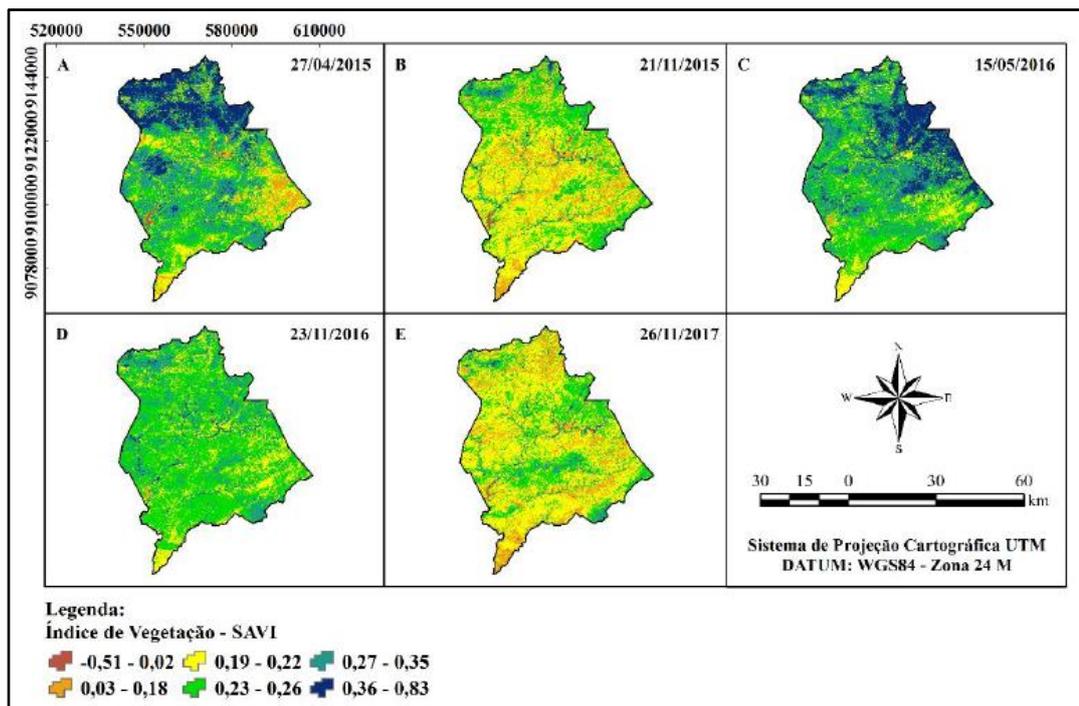
4.1.2 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo – SAVI

Apesar do NDVI ser o mais utilizado, alguns estudos optam pelo Índice de Vegetação Ajustada ao Solo (SAVI, do inglês *Soil Adjusted Vegetation Index*), pois possui a propriedade de minimizar os efeitos do solo no sinal da vegetação ao incorporar uma constante de ajuste de solo no denominador da equação NDVI. Esta constante varia com a característica da reflectância do solo (calor e brilho) e depende da densidade da vegetação que se deseja analisar (ROSENDO, 2005).

Rosendo (2005) utilizou o SAVI, além do NDVI, por apresentar uma constante capaz de minimizar as influências do solo de fundo, pois a área de estudo, a bacia do rio Araguari (estado de Minas Gerais), se encontra em áreas de Cerrado e sofre influências do solo.

Rodrigues et al. (2013) escolheram o SAVI para análise de mudanças no uso e cobertura vegetal por oferecer uma melhor performance na identificação e separação em classes das fitofisionomias do Cerrado da região da bacia do rio Itapecerica, em Minas Gerais. Bezerra et al. (2020) realizaram o monitoramento de mudanças em vegetação de Caatinga também com o SAVI no município de Serra Talhada, em Pernambuco. Na Figura 7, os autores ilustraram a distribuição espaço-temporal do índice de vegetação SAVI obtida pelos autores para a região entre o período de 2015 e 2017, onde foram observadas variações em decorrência dos diferentes usos do solo pelas atividades antrópicas e também as variações bioclimáticas sazonais.

Figura 7 - Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação SAVI no município de Serra Talhada, em Pernambuco.



Fonte: Bezerra et. al (2020).

4.2 Imagem Diferença

Na literatura, encontram-se como termos para essa técnica “imagem diferença”, “diferença simples” e “imagem de diferença univariada”.

A imagem diferença é a técnica mais simples e a mais empregada na etapa de comparação entre imagens. Consiste na subtração de duas imagens adquiridas em momentos distintos em uma base de pixel para produzir uma imagem adicional (“imagem diferença”) (BITTENCOURT, 2011; BRUZZONE e SERPICO, 1997; COPPIN et al., 2004; RODRIGUES, 2016).

Este procedimento é geralmente realizado para cada banda espectral e produz uma distribuição de diferença numérica para cada uma. Sob a hipótese de haver poucas mudanças entre os dois tempos, espera-se que os contadores digitais dos pixels que mostram mudança de radiância sejam encontrados nas caudas da distribuição, enquanto os que não mostram nenhuma mudança de radiância estejam agrupados em torno da média (BITTENCOURT, 2011; BRUZZONE e SERPICO, 1997; SINGH, 1989).

Diferenças de iluminação, condições atmosféricas, calibração do sensor e umidade do solo são fatores que influenciam no desempenho desta técnica. Por isso, geralmente é realizada em imagens pré-processadas para minimizar erros, necessitando principalmente de um registro adequado (BRUZZONE e SERPICO, 1997; PANUJU et al, 2020; RADKE, 2005; RODRIGUES, 2016).

O resultado da diferença não pode ser interpretado diretamente como mudança ou não-mudança, sendo necessária uma limiarização para diferenciar estas classes. A definição do limiar é realizada empiricamente ou por procedimentos de tentativa e erro manuais, é considerada um elemento crítico pois afetam tanto a precisão quanto a confiabilidade do processo (PANUJU et al, 2020; RODRIGUES, 2016; SINGH, 1989).

Existem diversas técnicas para a obtenção do valor limiar e cada uma delas utiliza algum critério que considera importante nesta definição. De maneira geral, não há um método mais adequado que o outro e sua escolha varia de acordo com a imagem a ser processada.

Martins et al. (2016) apontam que a limiarização para superfícies como solo e planta não produzem resultados precisos devido a diferentes respostas espectrais possíveis da vegetação de acordo com o vigor vegetativo, a deficiência nutricional, doenças, etc. Por isso, o método de diferença de imagens tem sido frequentemente usado a partir de imagens transformadas, como índices de vegetação, para melhorar a associação com propriedades biofísicas (COPPIN et al., 2004; PANUJU et al., 2020).

Bruzzone e Serpico (1997) observam que esta técnica não pode ser aplicada quando a única informação sobre a presença de mudança não é suficiente. Citam como exemplo monitoramento do plantio itinerante, onde é necessário reconhecer os tipos de mudanças ocorridas na área agrícola investigada.

Lopes et al. (2010) realizaram a diferença das imagens NDVI para monitoramento da dinâmica do uso do solo da Bacia do Rio Brígida dos anos 2001 e 1985. Verificaram forte impacto da antropização na região e observaram, também, influência da precipitação no NDVI.

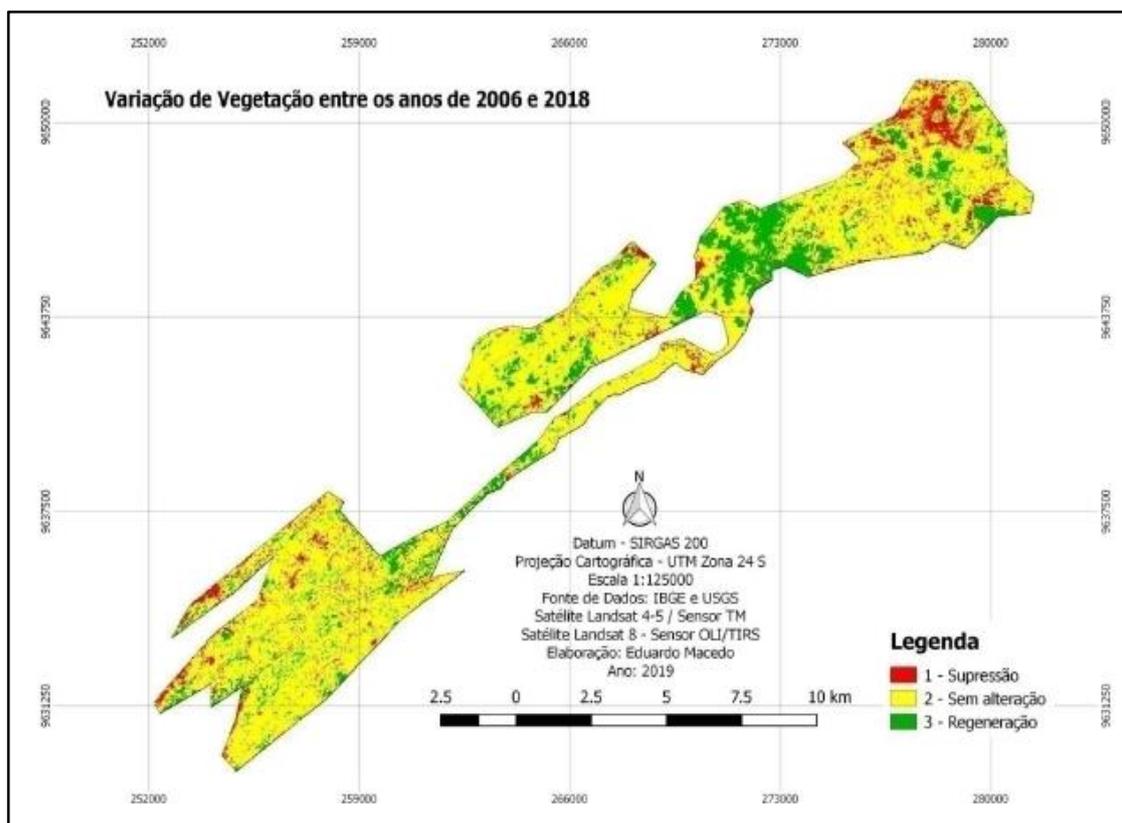
Aboud Neta et al. (2018) utilizaram o método do NDVI diferença para analisar a cobertura vegetal no Distrito Federal, avaliando as mudanças em um período de 33 anos

(entre 1984 e 2017) e o consideraram eficiente. Observaram, inclusive, que este método pode ser usado por órgãos fiscalizadores para o monitoramento do crescimento vegetativo de culturas, acompanhamento de áreas de expansão urbana e também preservação ambiental.

Sahebjalal e Dashtekian (2013) consideraram o NDVI diferença uma boa ferramenta potencial para caracterizar e compreender as mudanças na cobertura do solo que ocorreram em áreas de transição como Ardakan, no Irã, onde foi observada a diminuição de terras agrícolas entre os anos de 1999 e 2006.

A seguir, a Figura 8 ilustra resultados classificados após a aplicação da técnica NDVI diferença para comparação e análise visual do Parque Estadual das Carnaúbas, no Estado do Ceará, onde Macedo (2019) observou um aumento de área vegetada entre o período de 2006 a 2018

Figura 8 - Variação da vegetação entre os anos 2006 e 2018 do Parque Estadual das Caraúbas - CE.



Fonte: Macedo (2019).

4.3 Razão de Imagens

Na literatura, encontram-se como termos para essa técnica “razão entre imagens” e “razão de imagens”, e em inglês, o termo encontrado é *image ratioing*.

Faz-se a divisão de imagens pré-processadas adquiridas em tempos diferentes. Como resultado, um pixel que não-mudança produzirá um valor de proporção um, enquanto áreas de mudança terão valores superiores ou inferiores a um (COPPIN et al., 2004; RODRIGUES, 2016).

Esta técnica sofre menor influência de problemas de iluminação, como ângulo solar, topografia e sombras por envolver na divisão pixels com valores próximos de zero. Apesar disso, é necessário que as imagens estejam devidamente registradas e corrigidas radiometricamente (LU et al., 2003).

De acordo com Singh (1989), os limiares entre as classes de mudança e não-mudança são geralmente definidos empiricamente. Kiel (2008) observa que é necessário um critério maior para análise dos resultados pois diferentes causas de mudança podem apresentar indistintas sob mesmo resultado da razão, enquanto um mesmo valor pode ser resultado de mudanças bem diferentes.

Bhagat (2012) destaca a importância da técnica mencionando autores como Metternicht (1999), que usou a técnica de razão associado a outros conceitos para elaboração de sua metodologia para detecção de mudança, e Huete et al. (2002), que relatou que a força do NDVI está no conceito de razão que utiliza.

Soares et al. (1998) analisaram o uso da técnica para avaliar a mudança da cobertura em áreas de eucalipto reflorestadas localizadas no Vale do Rio Doce, MG, que se mostrou eficiente para o estudo.

Bhagat (2012) observa que, devido às questões matemáticas da técnica, ela é incapaz de definir as mudanças de forma eficaz em áreas complexas e fornece informações de alteração limitadas, produzindo menor precisão em comparação com outras técnicas.

4.4 Análise Vetor de Mudança

A técnica denominada Análise Vetor de Mudança também pode ser encontrada na literatura como Análise de Mudança Vetorial, porém é mais conhecida pela sigla CVA, em referência ao termo em inglês *Change Vector Analysis*. É a mais amplamente utilizada, dentre as técnicas não-supervisionadas, para estudar a dinâmica espaço-temporal da vegetação e da cobertura da terra.

Este método está intimamente ligado à diferença simples, pois analisa a diferença das métricas pixel a pixel dos componentes de entrada. Estes componentes de entrada podem ser bandas das imagens de satélite ou produtos de dados transformados de datas diferentes (MALILA, 1980; MARCHESI, 2011).

Para cada par de pixels comparado, o chamado “vetor de mudança” é calculado pela diferença de vetores associados a cada posição espectral em tempos diferentes de sua trajetória. O vetor mudança é definido por dois fatores: a direção, que fornece informações sobre a natureza da mudança, e a magnitude, que fornece informações sobre a intensidade da mudança (BRUZZONE e SERPICO, 1997; DEL CASTILLO, 2011; MARCHESI, 2011; PANUJU et al, 2020; RADKE et al., 2005).

Panuju et al. (2020) observa que é necessário um pré-processamento adequado das imagens para reduzir ruídos e um registro preciso, além de determinar uma área mínima de interesse para evitar o efeito “sal e pimenta”.

Bittentourt (2011) resume a técnica em três etapas: comparação por subtração de vetores, cálculo da norma dos vetores de mudança (às vezes, também direção é calculada) e limiarização. Este mesmo trabalho e Del Castillo (2011) apresentam relevantes informações sobre cada uma das etapas.

As direções dos vetores variam de acordo com o número de componentes utilizadas e são determinadas por ângulos; já a magnitude apresenta-se igual ou próximo de zero em maior frequência para áreas onde não ocorreram mudanças, e valores entre zero e infinito para as áreas onde ocorreu uma mudança com o tempo (DEL CASTILLO, 2011).

Um grande desafio desta técnica, como nas anteriores apresentadas, é definir o limiar de magnitude discriminante entre mudança e não-mudança (PANUJU, 2020; RODRIGUES,

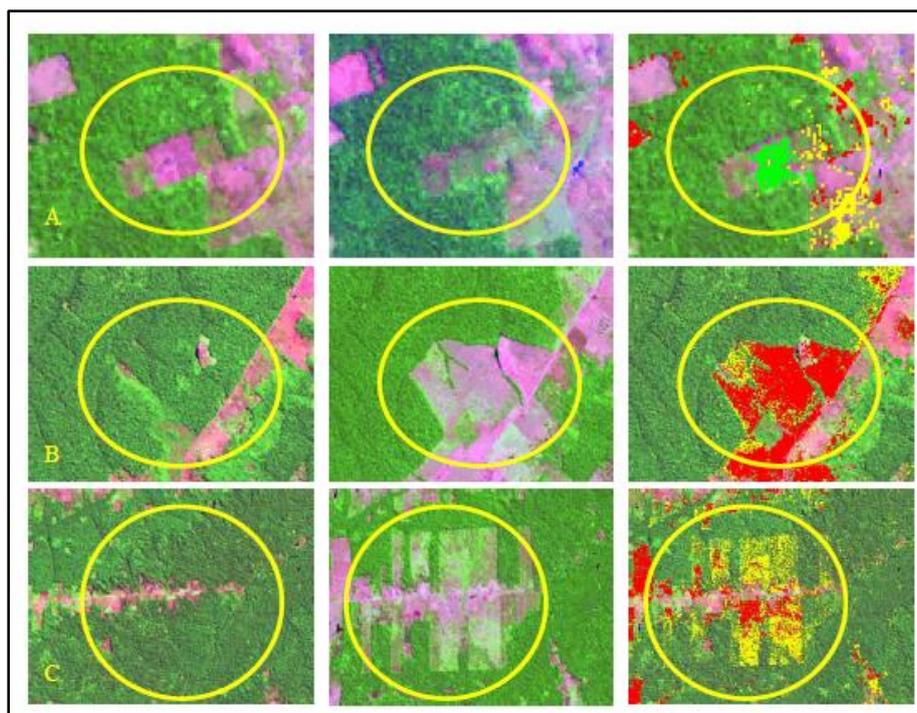
2016). É definido empiricamente, sendo necessário analisar qual forma de limiarização é mais adequada para cada estudo. Siwe e Koch (2008) consideram inclusive como um aspecto reprovador da metodologia pois é uma abordagem subjetiva.

Outro desafio desta técnica é a interpretação da direção do vetor com a natureza da mudança. Isso acontece porque os vetores contêm informações dinâmicas e não informações de estado. Siwe e Koch (2008) citam como exemplo para melhor entendimento: “o vetor que representa o desmatamento (aumento no brilho e diminuição no verde) não indica que a área de mudança era anteriormente floresta nem que mudou para não-floresta”. Por isso, uma boa compreensão dos processos de mudança na área ou outras fontes de informações são importantes para melhorar a interpretação dos mapas de direção e intensidade obtidos (DEL CASTILLO, 2011; SIWE e KOCH, 2008).

Diversos trabalhos empregaram essa técnica para diferentes abordagens. Graça et al. (2012) utilizou a técnica para monitoramento de cicatrizes de incêndios florestais em terras indígenas. César (2019) analisou mudanças de uso e cobertura de terra em áreas protegidas em Porto Alegre, RS. Siwe e Koch (2008) utilizaram para monitorar a dinâmica da mudança florestal na região montanhosa de Camarões, e afirmam que a técnica tem ótimos potenciais para monitoramento de mudanças na região tropical.

Lorena et al. (2002) observaram a capacidade desta técnica de detectar e estratificar diferentes tipos de mudanças em termos de ganho e perda de biomassa no Estado do Acre, e sugerem este modelo para futuros estudos da dinâmica espacial de mudanças na região amazônica. A Figura 9 ilustra exemplos de mudanças temáticas obtidas neste estudo: a classe de mudança 1, que representa o crescimento da biomassa, está em verde; classe 2, que representa o desmatamento, em vermelho; classe 3, que representa menor perda de biomassa, em amarelo.

Figura 9 - Exemplo mudanças: (A) classe 1; (B) classe 2; (C) classe 3.



Fonte: Lorena et al. (2002)

Uma série de técnicas de detecção de alterações baseadas em CVA foram desenvolvidas para tornar a detecção de alterações mais precisa para identificar a área alterada. Singh e Talwar (2014) realizaram um importante resumo comparativo dessas técnicas.

4.5 Análise de Regressão

Análise por regressão ou, em inglês, *image regression*, é uma técnica não largamente utilizada. Nela a comparação consiste em um modelo matemático que descreva o ajuste entre imagens, em que considera-se como parâmetro fixo uma das imagens, que serve como base para estabelecimento de uma equação linear que as correlacione (KIEL, 2008; COPPIN et al., 2004).

O algoritmo assume que pixels no tempo-2 estão linearmente relacionados à pixels no tempo-1 em todas as bandas de uma imagem adquirida pelo sensor. A imagem observada é comparada com aquela estimada por regressão, e mudanças são identificadas quando os valores dos pixels diferem dos valores esperados calculados pela equação (BITTENCOURT, 2011; COPPIN et al., 2004; RODRIGUES, 2016; SINGH, 1989).

Os elementos comparativos são as médias e variâncias dos valores dos pixels entre as diferentes datas, sendo a dimensão dos resíduos o indicador de onde ocorreu a mudança. A utilização destes elementos ajuda a reduzir a influência da atmosfera e da angulação solar nos resultados (COPPIN et al., 2004; KIEL, 2008).

Assim como as outras técnicas abordadas, o estabelecimento de limiares também é uma parte crítica, neste caso para resíduos de pixels sem alteração. A escolha das bandas também é um elemento importante para sucesso nos resultados. Estes fatores exigem profunda análise dos resíduos da regressão e testes com as diversas bandas (COPPIN et al., 2004; KIEL, 2008).

Luppino et al. (2019) citam métodos relativos à função de regressão mais novos e bem estabelecidos: regressão do processo gaussiano (ou GPR, em referência ao termo em inglês *Gaussian Process Regression*), regressão por vetores de suporte (ou SVR, do inglês *Support Vector Regression*) e regressão por floresta aleatória (RFR, *Random Forest Regression*).

4.6 Análise de Componentes Principais

Análise de componentes principais (ACP, ou PCA em referência ao termo em inglês *Principal Component Analysis*) por vezes também é referida como Transformada de Hotelling, ou a Transformação Discreta de Karhunen-Loeve (BERNARDI, 2001; KIEL, 2008). É a técnica de transformação linear que mais se destaca pela poderosa manipulação de dados multiespectrais.

Esta técnica é empregada para reduzir a dimensionalidade dos dados permitindo o tratamento de imagens com elevado número de bandas espectrais, porém, devido ao seu desempenho no realce de imagens, tem motivado aplicações na área de recursos naturais e na detecção de mudanças ocorridas na cobertura do solo (BERNARDI, 2001; SATO et al., 2011).

Ao ser aplicada a uma imagem, geram-se combinações lineares de um conjunto de variáveis, cada uma denominada componente principal (CP). Áreas de não-mudança são mapeadas para os primeiros CPs, que contém informações comuns entre as imagens; já as áreas de mudanças são mapeadas para os últimos CPs (informação única presente em uma das imagens). O número de CPs é sempre igual ao número de variáveis contidas nos dados

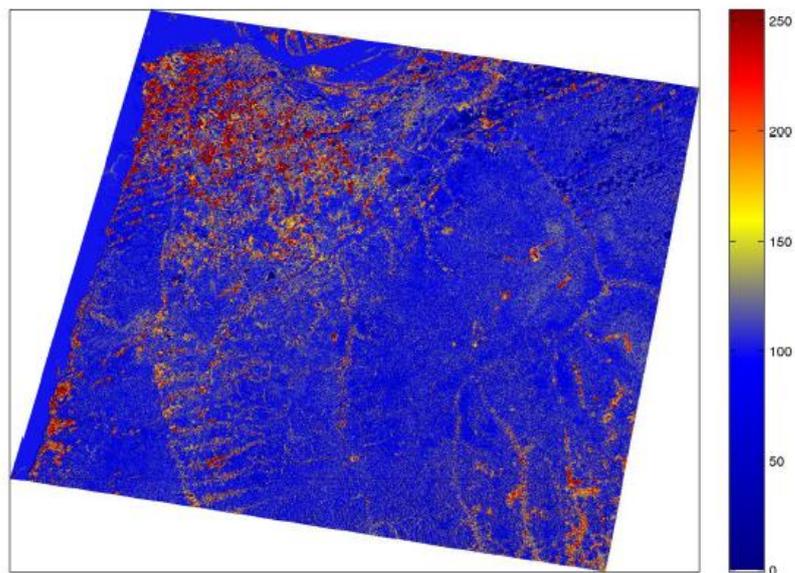
originais, como por exemplo, na utilização de imagens do Landsat TM 7, que tem seis bandas, ter-se-á como resultado seis CPs (BERNARDI, 2001; RODRIGUES, 2016; SATO et al., 2011). Abordagens mais detalhadas sobre o método podem ser encontradas em Bernardi (2001) e Maldonado (1999).

A ACP possui múltiplos usos e a seleção de bandas necessárias é feita em função dos objetivos pretendidos. Maldonado (1999) e Kiel (2008) observam que com esta técnica pode-se trabalhar também com somente duas imagens de duas diferentes datas e na faixa espectral de interesse, obtendo-se como resultado na primeira CP informações compartilhadas entre duas imagens, e na segunda CP, informação que pertencem somente a uma das imagens, ou seja, as mudanças. Neste caso, pode ser chamada de Análise de Componentes Principais Seletivas (ACPS) (BERNARDI, 2001). Rodrigues (2016) observa que frequentemente as componentes extraídas das imagens de datas diferentes são comparadas por meio de subtração ou razão.

As maiores vantagens da ACP estão na geração de resultados sem a necessidade de correções atmosféricas e calibração, por eliminar maior parte das diferenças de baixa frequência no conjunto de imagens. Enquanto a principal desvantagem está na difícil interpretação dos resultados, sendo um desafio selecionar limiares de mudança e não mudança (MALDONADO, 1999; RODRIGUES, 2016; SATO et al., 2011).

Sato et al. (2011) utilizaram a ACP em imagens-fração, obtidas a partir do modelo linear de mistura espectral (MLME), na avaliação da mudança da cobertura florestal da Floresta Nacional do Tapajós, no Estado do Pará. Um mapa de mudança foi gerado a partir da segunda CP, conforme apresentado na Figura 10, onde é possível verificar regiões com maiores variações ao longo dos anos aparecem em vermelho escuro e as áreas com baixa mudança ou estáveis aparecem em azul.

Figura 10 - Mapas de mudança na cobertura florestal.



Fonte: Sato et al. (2011).

Maldonado (1999) demonstrou que o método foi adequado para a detecção de mudanças na vegetação e uso do solo da caatinga em Quixaba, no estado de Pernambuco. Bernardi (2001) avaliou as mudanças do uso do solo na região sudoeste do Estado de Santa Catarina com a aplicação de ACPS, que possibilitou a diferenciação das regiões com recuperação ou degradação da vegetação. Silva Junior e Pacheco (2021) avaliaram o comportamento de incêndio em ambiente de Caatinga com índice de vegetação associando as técnicas ACPS e de regressão linear simples.

4.7 Pós-Classificação

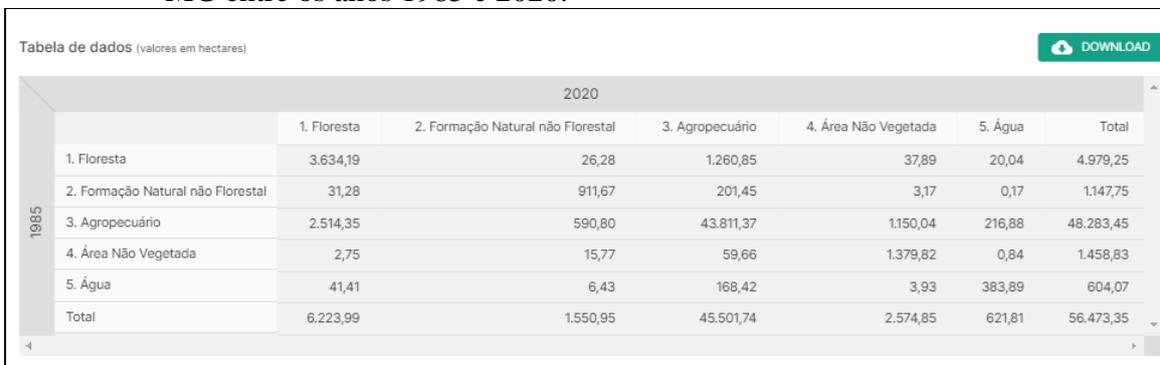
A detecção de mudanças pós-classificação, ou *post classification* em inglês, é a mais utilizada entre as técnicas que permitem a caracterização das mudanças, segundo Reis (2014).

Nesta técnica, a detecção de mudança é realizada a partir da comparação entre imagens classificadas de forma independente em um conjunto de classes comuns (BITTENCOURT, 2011; BRUZZONE e SERPICO, 1997). Esta comparação é processada a partir da tabulação cruzada das imagens, gerando como resultado a matriz de transição de classes com informações da migração ou não migração de pixels de suas classes de origem para outras classes, o que torna possível identificar e entender o tipo de mudança ocorrido

(BITTENCOURT, 2011; FERREIRA, 2015). A Figura 11 a seguir é um exemplo de matriz de transição.

Figura 11 – Matriz de transição gerada pelo site do MapBiomas para o município de Lavras – MG entre os anos 1985 e 2020.

Tabela de dados (valores em hectares)



		2020					
		1. Floresta	2. Formação Natural não Florestal	3. Agropecuário	4. Área Não Vegetada	5. Água	Total
1985	1. Floresta	3.634,19	26,28	1.260,85	37,89	20,04	4.979,25
	2. Formação Natural não Florestal	31,28	911,67	201,45	3,17	0,17	1.147,75
	3. Agropecuário	2.514,35	590,80	43.811,37	1.150,04	216,88	48.283,45
	4. Área Não Vegetada	2,75	15,77	59,66	1.379,82	0,84	1.458,83
	5. Água	41,41	6,43	168,42	3,93	383,89	604,07
	Total	6.223,99	1.550,95	45.501,74	2.574,85	621,81	56.473,35

Fonte: MapBiomas (2021).

A principal vantagem desta técnica é a independência entre as imagens temporais, que evita a necessidade de normalização para condições atmosféricas, minimiza problemas de correções radiométricas e é o mais indicado para utilização de diferentes sensores (BRUZZONE e SERPICO, 1997; COPPIN et al., 2004; REIS, 2014; SINGH, 1989).

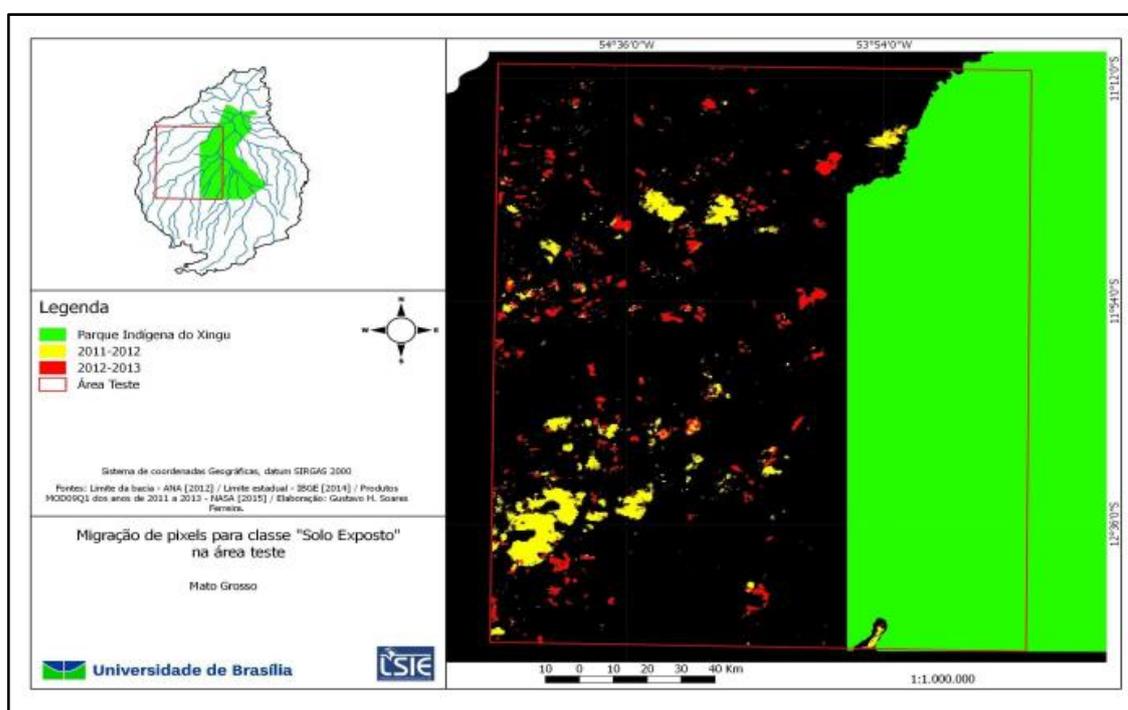
No entanto, o desempenho da comparação depende criticamente da precisão dos mapas de classificação, fator este que influencia diretamente na acurácia da técnica. Assim, para poder avaliar de forma adequada os resultados dessa análise, torna-se necessário primeiro avaliar as classificações de cobertura de forma independente (BRUZZONE e SERPICO, 1997; REIS, 2014). Reis (2014) salienta, com base na literatura, que quanto menor a escala espacial das mudanças, mais acuradas devem ser as classificações.

Diferentes métodos de classificação estão presentes na literatura. Kiel (2008) as subdivide em: não supervisionada, em que é realizada por meio de algum algoritmo de clusterização, sem a presença do analista; e supervisionada, que requer a captura de amostras das classes estabelecidas e definição de limiares. Estas classificações podem ainda ser divididas de acordo com a unidade de análise. Pixel-a-pixel, quando cada pixel é classificado individualmente, observando-se a sua informação espectral; orientada ao objeto, quando a unidade de análise são segmentos e não sobre pixels. Desse modo, antes de realizar a classificação, deve ser realizada a segmentação, onde analisa-se além da informação espectral, atributos espaciais dos objetos.

Atualmente, têm sido muito empregadas as classificações com chaves de decisão, que é o sistema supervisionado acompanhado da construção de árvores de decisão em que podem ser usados operadores lógicos. Tal assunto é amplamente discutido na literatura especializada e pode ser melhor compreendido em trabalhos como o de Monteiro (2015).

Ferreira (2015) utilizou o método de pós-classificação a partir da classificação de mínima distância euclidiana em imagens MODIS com o objetivo de quantificar a expansão das atividades antrópicas na bacia hidrográfica do Alto Xingu, no estado do Mato Grosso. Na Figura 12, exemplifica-se a classe solo exposto no primeiro biênio analisado, quando a propagação se concentrou mais na porção sul da área de estudo; já no segundo biênio, se pode notar um avanço mais sensível, migrando para o centro da bacia do alto Xingu.

Figura 12 - Mapa com a distribuição espacial dos pixels que migraram para a classe solo exposto.



Fonte: Ferreira (2015).

Weckmüller e Vicens (2013) utilizaram a pós-classificação a partir da classificação orientada a objetos em Petrópolis, estado do Rio de Janeiro, e observaram os desmatamentos como mudança mais expressiva.

Ruiz (2019), com imagens obtidas por veículo aéreo não tripulado, utilizou o método de classificação random forest e avaliou métodos de pós-classificação Votação dos Objetos

Vizinhos e Quantificação das Fronteiras dos Objetos, para mudanças no uso e cobertura da terra, com este último obtendo melhores resultados.

Menke et. al. (2009) analisaram mudanças do uso agrícola da terra no município de Luis Eduardo Magalhães, estado da Bahia, onde a pós-classificação foi utilizada em imagens de sensores Prisma e Landsat classificadas a partir da interpretação visual.

Silva et. al. (2018) observaram 30 anos de dinâmica espaço-temporal da região de influência do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, no estado de Goiás, através da técnica de pós classificação de imagens Landsat classificadas por interpretação visual.

Reis (2014) optou pela pós-classificação por ser uma das técnicas de detecção de mudanças com capacidade de qualificar as mudanças e utilizou um classificador por regiões de mínima distância em imagens de radares de abertura sintética (SAR).

5 EVOLUÇÃO E DESAFIOS DAS TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE MUDANÇA

A evolução do sensoriamento remoto orbital, desde primeiros vôos orbitais tripulados na década de 60 até os satélites de última geração dos dias atuais, é marcada por sensores cada vez mais confiáveis, temáticos e hiperespectrais de resolução espacial e temporal cada vez maiores. Em destaque, a série LandSat teve início 1972 e foi o primeiro satélite desenvolvido para atuar diretamente em pesquisas de recursos naturais, contava com um intervalo de revisita de 18 dias e registrava a radiação eletromagnética refletida pelos alvos da superfície terrestre em quatro faixas ou bandas espectrais. Esta série contou com mais oito satélites enviados à órbita terrestre, cada um deles passando por melhorias e atualizações. O último foi lançado em 2021, LandSat 9, que promete registrar 11 bandas espectrais, e atuar ao lado do LandSat 8, lançado em 2013, e fornecerem juntos imagens com intervalos de revisita de 8 dias.

Borges et al. (2015) destacam que, além das imagens de altíssima resolução espacial, uma outra significativa evolução neste período foi o software Google Earth. Ele é desenvolvido e distribuído pela empresa norte-americana Google, fornecendo em fácil acesso um modelito tridimensional do globo terrestre construído a partir de mosaico de imagens de fontes diversas e, em parceria com a NASA, também está disponibilizando imagens de aplicações científicas, como índices de vegetação e séries históricas Landsat. Nas últimas décadas, esses avanços, junto ao barateamento e também a gratuidade das

imagens, despertaram a curiosidade das pessoas por imagens de satélite, atraindo um público cada vez mais diversificado.

Esta evolução junto ao aumento da capacidade de reunir e gerenciar dados, e a possibilidade de novas aplicações desafiam métodos de detecção de mudança tradicionais, os deixando menos eficazes em novos dados (HUSSAIN, 2012). Bruzzone e Bovolo (2012) consideram necessário definir métodos novos e mais eficientes. Apesar disso, a combinação de técnicas disponíveis, bem como o aprimoramento destas, estão presentes na literatura e são considerados para melhorar a precisão, tornando possível maior extração de informações. Hussain et al. (2013) e Panuju et al. (2020) entram em consenso ao caracterizar a relevância para o futuro de entender modelos avançados de detecção de mudança, afim de superar as limitações de abordagens estatísticas baseadas em pixels quando múltiplos sensores ou dados são usados.

Como já mencionado anteriormente neste trabalho, um grande desafio para técnicas de detecção de mudanças bitemporais é a estratégia de decisão usada para separar mudança e não-mudança e, para análise de pós classificação, a seleção de classificadores adequados. Ambas escolhas interferem diretamente na precisão dos resultados, com diferentes estratégias presentes na literatura.

Uma detecção de mudanças realizada de forma precisa é essencial para obter resultados positivos na preservação ambiental, mas em alguns casos essa tarefa pode ser mais difícil, como em alguns biomas tropicais, que experimentam também mudanças sazonais nas condições hidrológicas e nutricionais, e por vezes até acompanhada de ocorrência de incêndios. Essas mudanças sazonais afetam a assinatura espectral da vegetação medida por satélites e, apesar de inúmeras técnicas e algoritmos para mapeamento e monitoramento já desenvolvidos pela comunidade científica, as diferenças fenológicas são inevitáveis, mesmo fixando um único período para aquisição de imagens, e representam um desafio. Nestes casos, a análise de imagem baseada em objeto (OBIA) tornou-se uma prática comum, porque combina segmentação, experiência do analista e informações espaciais adicionais (BUENO et al., 2019; SILVEIRA et al. 2018a; SILVEIRA et al. 2018b). Hussain et al. (2013) também menciona a OBIA, como uma das mais utilizadas atualmente para análises de imagens de alta resolução devido ao seu melhor desempenho comparado às técnicas tradicionais.

As informações adicionais utilizadas na OBIA podem ser de características geoestatística, como os semivariogramas, que têm sido usados em análises de classificação de imagens e estudos de detecção de mudanças devido ao seu potencial para descrever a variabilidade espacial dos dados. Um exemplo desta aplicação é a utilização dos semivariogramas derivados de imagens NDVI realizada por Acerbi Junior et al. (2015) para detectar desmatamento em área coberta por vegetação de cerrado.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diferentes são os processos de mudança da vegetação e cobertura da terra em geral, seja de origem natural ou antrópica. A detecção dessas mudanças é considerada um processo complicado, sem uma abordagem única ideal e aplicável a todos os casos. É grande o número de técnicas, algoritmos e ferramentas desenvolvidas ao longo dos anos que facilitam a investigação da mudança para análises bitemporais, de trajetória temporal e até simulação de mudanças futuras.

A detecção de mudança é feita a partir da identificação de diferenças relevantes nos valores de radiância entre duas datas, porém nem sempre essas diferenças de radiância são relevantes. Isso porque esses valores podem sofrer influência das condições atmosféricas, ângulo de incidência solar e diferença entre os sensores em que as imagens foram obtidas. Para minimizar esses efeitos, sugere-se que preferencialmente se utilizem dados provenientes de mesmo sensor com datas de aquisição de aniversário próximas. Por isso, a primeira etapa importante é o pré-processamento, com os procedimentos realizados para gerar dados consistentes e evitar detecções falsas.

A definição da informação que se deseja obter é importante na seleção de técnicas adequadas de detecção de mudanças, uma vez que algumas técnicas apenas fornecem informações de mudança/não-mudança, enquanto outras podem fornecer uma matriz completa de mudanças. Além disso, o desempenho de diversas técnicas em diferentes ambientes deve ser avaliado afim de se obter conhecimento sobre os procedimentos mais adequados para cada estudo.

A evolução do sensoriamento remoto junto aos avanços na capacidade de reunir e gerenciar dados tornam necessárias a elaboração de novos métodos mais eficientes para esses novos dados.

REFERÊNCIAS

- ABOUD NETA, S. R.; BIAS, E. S.; BRITES, R. S.; SANTOS, C. A. M. Aplicação de um Modelo de NDVI para Detecção Multitemporal de Mudanças no Uso e Cobertura do Solo. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**, v. 41, p. 592-604, 2018.
- ABREU, K. M. P. DE; COUTINHO, L. M. Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação com ênfase em índice de vegetação e métricas da paisagem. **Revista Vértices**, v. 16, p. 173-198, 2014.
- ACERBI, F. W.; SILVEIRA, E. M. O.; MELLO, J. M.; MELLO, C. R.; SCOLFORO, J. R. S. Change detection in Brazilian savannas using semivariograms derived from NDVI images. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 39, p. 103-109, 2015.
- ANTUNES, Alzir Felipe Buffara. Fundamentos de Sensoriamento Remoto em ambiente de geoprocessamento. 2011. Apostila de SIG. UFPR. Geoprocessamento. Disponível em: <http://people.ufpr.br/~felipe/sig.pdf>. Acesso em: 06 out. 2021.
- AQUINO, C. M. S.; OLIVEIRA, J. G. B. Estudo da Dinâmica do Índice de Vegetação Por Diferença Normalizada (NVDI) no Núcleo de São Raimundo Nonato-PI. **GEOUSP Espaço e Tempo**, v. 16, p. 157-168, 2012.
- BAYMA, Adriana Panhol. **Análise do potencial de séries temporais de índices de vegetação (NDVI e EVI) do sensor MODIS para detecção de desmatamentos no bioma Cerrado**. Dissertação (Mestrado em Geociências Aplicadas) - Universidade de Brasília, Brasília, 2015.
- BERNARDI, Dennis. **Análise de componentes principais para detecção de mudanças do uso do solo no Sudoeste do Estado de Santa Catarina, usando Landsat 5 TM**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal), Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2001.
- BEZERRA, A. C.; SILVA, J. L. B.; SILVA, D. A. O.; BATISTA, P. H. D.; PINHEIRO, L. C.; LOPES, P. M. O.; MOURA, G. B. A. Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, p. 286-301, 2020.

- BHAGAT, Vijay S. Use of remote sensing techniques for robust digital change detection of land: a review. **Recent Patents on Space Technology**, v. 2, n. 2, p. 123-144, 2012.
- BITTENCOURT, Helio Radke. **Detecção de mudanças a partir de imagens de fração**. 2011. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, 2011.
- BRUZZONE, L.; BOVOLO, F. A novel framework for the design of change-detection systems for very-high-resolution remote sensing images. **Proceedings of the IEEE**, v. 101, p. 609-630, 2012.
- BRUZZONE, L.; COSSU, R. An adaptive approach to reducing registration noise effects in unsupervised change detection. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, p. 2455 - 2465, 2003.
- BRUZZONE, L.; SERPICO, S. B. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, p. 858-867, 1997.
- BUENO, I.; ACERBI JUNIOR, F. W.; SILVEIRA, E. M.; MELLO, J. M., CARVALHO, L. M. T.; GOMIDE, L. R.; WITHEY, K.; SCOLFORO, J. R. S. Object-Based Change Detection in the Cerrado Biome Using Landsat Time Series. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, 2019.
- CAMBRAIA FILHO, Dácio José. **Utilização de índices de vegetação baseados na porção visível do espectro eletromagnético para monitoramento de fitofisionomias do Cerrado**. 2019. Dissertação (Mestrado em Geociências Aplicadas) - Universidade de Brasília, Brasília, 2019.
- CARVALHO, F. M. V.; FERREIRA, L. G.; LOBO, F. C.; DINIZ FILHO, J. A. F.; BINI, L. M. Padrões de autocorrelação espacial de índices de vegetação MODIS no bioma cerrado. **Revista Árvore**, v. 32, p. 279-290, 2008.
- CÉSAR, Pedro Gabriel Bueno. **Detecção de mudanças de uso e cobertura da terra por imagens de nanossatélites: estudo de caso do entorno da Aldeia Verdadeira**

(Anhetengua)-Porto Alegre-RS. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2019.

COPPIN, P. R.; BAUER, M. E. Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. **Remote Sensing Reviews**, v. 13, p. 207-234, 1996.

COPPIN, P.; JONCKHEERE, I.; NACKAERTS, K.; MUYS, B. Digital Change Detection Methods In Ecosystem Monitoring: a review. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, p. 1565-1596, 2004.

CRÓSTA, Alvaro Penteadó. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas, SP: IG/UNICAMP, 1992.

DEL CASTILLO, Enrique Maurício. **Uso e cobertura da terra numa região agrícola de cerrado, via análise por vetor de mudança em imagens Landsat multitemporais**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - INPE, São José dos Campos, 2011.

DUARTE, J. F. S.; RAMOS, A. J. R.; MACIEL, M. N. M. Avaliação da Cobertura Vegetal Em Áreas de Preservação em Mojuí dos Campos - PA Através do NDVI. **Revista Seminário Estadual de Águas e Florestas SEAF 2017**, v. 01, p. 86-97, 2017.

FERREIRA, Gustavo Henrique Soares. **Aplicação do algoritmo para detecção de mudanças em dados contínuos do sensor MODIS na bacia hidrográfica do Alto Xingu-MT como auxílio à gestão territorial**. Monografia (Graduação em Geografia) - Universidade de Brasília, Brasília, 2015.

FLORENZANO, Teresa G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**, São Paulo: Oficina de textos, 2002.

GRAÇA, P. M. L. A.; VITEL, C. S. M. N.; FEARNSSIDE, P. M.. Detecção de cicatrizes de incêndios florestais utilizando a técnica de análise por vetor de mudança na terra indígena sete de setembro-Rondônia. **Ambiência**, v. 8, n. 4, p. 511-521, 2012.

GRIMM, Alice Marlene. Meteorologia Básica. 1999. Notas de aula. UFPR. Disponível em: <https://fisica.ufpr.br/grimm/aposmeteo/>. Acesso em: 19 nov. 2021.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote sensing of environment**, v. 83, p. 195-213, 2002.

HUSSAIN, M.; CHEN, D.; CHENG, A.; WEI, H.; STANLEY, D. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. **ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing**, v. 80, p. 91-106, 2013.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

JIANYA, G.; HAIGANG, S.; GUORUI, M.; QIMING, Z. A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 37, p. 757-762, 2008.

KIEL, Roberto. **Deteção de mudanças no uso e na cobertura do solo em uma série temporal de imagens da Região de Campanha do Rio Grande do Sul**. 2008.

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

KURIYAMA, Bruna Tathiane. **Sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas (SIG) na análise dos impactos referentes à cultura canavieira e reflorestamento: a subtração dos biomas nativos no município de Itirapina-SP**.

Monografia (Graduação em Engenharia Ambiental) - Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2009.

LINHEIRA, Guilherme. **Avaliação da ocorrência de seca na bacia hidrográfica do rio do peixe entre 2001 e 2010 utilizando o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)**. 2016. Dissertação (Mestrado em Planejamento Territorial e Desenvolvimento Socioambiental) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Florianópolis, 2016.

LIU, Y.; NISHIYAMA, S.; YANO, T. Analysis of four change detection algorithms in bi-temporal space with a case study. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, p. 2121-2139, 2004.

- LOPES, H. L.; CANDEIAS, A. L. B.; ACCIOLY, L. J. O.; SOBRAL, M. C. M.; PACHECO, A. P. Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças na cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, p.1210-1219, 2010.
- LORENA, R. B.; SANTOS, J. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; BROWN, I. F.; KUX, H. J. H. A change vector analysis technique to monitor land use/land cover in sw Brazilian amazon: Acre state. In: **PECORA 15-Integrating Remote Sensing at the Global, Regional and Local Scale**, Denver, USA, p. 8-15, 2002.
- LU, D.; LI, G.; MORAN, E. Current situation and needs of change detection techniques. **International Journal of Image and Data Fusion**, v. 5, p. 13-38, 2014.
- LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDÍZIOS, E.; MORAN, E. Change Detection Techniques. **International Journal of Remote Sensing**, vol. 25, p. 2365–2407, 2003.
- LUNETTA, R. L.; KNIGHT, F. K.; EDIRIWICKREMA, J.; LYON, J. G.; WORTHY, L. D. Landcover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data. **Remote Sensing of Environment**, v. 105, p. 142-154, 2006.
- LUPPINO, L.; BIANCHI, F. M.; MOSER, G.; ANFINSEN, S. N. Unsupervised image regression for heterogeneous change detection. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, vol. 57, pp. 9960-9975, 2019.
- MACEDO, Carlos Eduardo de Sousa. **Estimativa dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI na Unidade de Conservação do Parque Estadual das Carnaúbas – CE com Utilização de Técnicas do Sensoriamento Remoto**. Monografia (Graduação em Engenharia Ambiental) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2019.
- MACLEOD, R. D.; CONGALTON, R. G. A quantitative comparison of change- detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 64, p. 207–216, 1998.
- MAIA, Felipe Cardoso de Oliveira. **Utilização de índices de vegetação para identificação de ambientes de produção de cana-de-açúcar**. 2019. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Universidade de Brasília, Brasília, 2019.

MALDONADO, Francisco Darío. **Análise por Componentes Principais (ACP) na caracterização da dinâmica do uso da terra em área do semi-árido brasileiro:** Quixaba-PE. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - INPE, São José dos Campos, 1999.

MALILA, William A. Change vector analysis: an approach for detecting forest changes with Landsat. In: **LARS Symposia**, p.385, 1980. Disponível em: http://docs.lib.purdue.edu/lars_symp/385. Acesso em: 12 nov 2021.

MAPBIOMAS. MapBiomas Brasil, 2021. Disponível em: <https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/>. Acesso em 30 nov 2021.

AUTOR OU ORGANIZAÇÃO. Nome do site, ano. Ementa (descrição). Disponível em: <endereço completo>. Acesso em: dia, mês e ano.

MARCELO, Deiverson Alexandre Alves. **Avaliação temporal dos índices área de superfície impermeável e escoamento superficial da área urbana de Mariana - MG.** 2019. Monografia (Graduação em Engenharia Ambiental) - Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2019.

MARCHESI, Silvia. **Advanced Pre-processing and Change-detection Techiques For the Analysis Of Multitemporal VHR Remote Sensing Images.** Tese (Doutorado em Tecnologia da Informação e Comunicação) - University of Trento, Trento, 2011.

MARTINS, R. N.; AURELIANO NETO, A. F.; ZANELLA, M. A.; CAPELINI, V. A.; SOUZA, M. A. R. Segmentação Automática de Imagens Naturais Utilizando Diferentes índices de Vegetação. In: XXI Encontro Latino Americano de Iniciação Científica, XVII Encontro Latino Americano de Pós-Graduação e VII Encontro de Iniciação à Docência– Universidade do Vale do Paraíba, São José dos Campos. **Anais [...]**. São José dos Campos: UNIVAP, 2016.

MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao processamento de imagens de Sensoriamento Remoto.** Brasília, p. 01-276. 2012.

MENKE, A. B.; CARVALHO JUNIOR, O. A.; GOMES, R. A. T.; MARTINS, E. S.; OLIVEIRA, S. N. Análise das mudanças do uso agrícola da terra a partir de dados de

sensoriamento remoto multitemporal no município de Luis Eduardo Magalhães (BA-Brasil). **Sociedade & Natureza**, v. 21, p. 315-326, 2009.

METTERNICHT, Graciela. Change detection assessment using fuzzy sets and remotely sensed data: an application of topographic map revision. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, p. 221-233, 1999.

MONTEIRO, Flávia Pessoa. **ClasSIS: uma metodologia para classificação supervisionada de imagens de satélite em áreas de assentamento localizados na Amazônia**. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Pará, Belém, 2015.

MORAES, Elisabete Caria de. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto**. São José dos campos, INPE, 2002.

MORAIS, Y. C. B.; SANTOS, B. O.; LAURENTINO, M. L. S.; SILVA, J. C. B.; GALVÍNCIO, J. D. Análise espaço-temporal e detecção de mudanças da cobertura vegetal no município de Floresta/PE–Brasil, utilizando o NDVI. **XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR**. Curitiba, p. 2128-2134, 2011.

MOREIRA, Maurício Alves. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2005.

NOVO, E. M. L. M.; PONZONI, F. J. **Introdução ao sensoriamento remoto**. São José dos Campos: INPE, 2001.

PANUJU, D.R.; PAULL, D.J.; GRIFFIN, A.L. Change Detection Techniques Based on Multispectral Images for Investigating Land Cover Dynamics. **International Journal of Remote Sensing**, v. 12, p.1781, 2020.

PARVEEN, S.; BASHEER, J.; PRAVEEN, B. A Literature Review On Land Use and Cover Changes. **International Journal of Advanced Research**, v. 6, p. 1-7, 2018.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações. Thomson Learning, 2008.

RADKE, R.; ANDRA, S.; AL-SOFAHI, O.; ROYSAM, B. Image Change Detection Algorithms: A Systematic Survey. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 14, p. 294-307, 2005.

REIS, Mariane Souza. **Detecção de mudanças de uso e Cobertura da Terra utilizando dados óticos e de Micro-ondas em uma região da Amazônia Brasileira**. 2014. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2014.

RIGOLDI, K. C.; SOUSA, J. P.; CARAMINAN, L. M. Análise da vegetação de 2008 e 2018 do município de Sarandi: Aplicação do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI). **Periódico Eletrônico Fórum Ambiental da Alta Paulista**, v. 16, 2020. Disponível em: https://publicacoes.amigosdanatureza.org.br/index.php/forum_ambiental/article/view/2668/2450. Acesso em: 11 nov 2021.

RODRIGUES, E. L.; ELMIRO, M. A. T.; FARIA, S. D. Análise das mudanças no uso e cobertura vegetal ao longo da paisagem da bacia do vale do rio Itapecerica, alto São Francisco, em Minas Gerais. In: XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 2013, Foz do Iguaçu. **Anais [...]**. São José dos Campos: INPE, 2013, p. 1649-1656.

RODRIGUES, Marco Túlio Alves. **Detecção de Mudanças Em Cenas Terrestres Usando Imagens Aéreas**. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2016.

ROSA, Roberto. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. 6. ed. Uberlândia: Edufu, 2007.

ROSENDO, Jussara dos Santos. **Índices de Vegetação e Monitoramento do Uso do Solo e Cobertura Vegetal na Bacia do Rio Araguari - MG Utilizando Dados do Sensor Modis**. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2005.

RUIZ, Luis Fernando Chimelo. **Proposta de classificação e de pós-classificação baseada em objetos da cobertura e do uso da terra por meio de imagens obtidas por Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT)**. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2019.

SAHEBJALAL, E.; DASHTEKIAN, K. Analysis of land use-land covers changes using normalized difference vegetation index (NDVI) differencing and classification methods. **African Journal of Agricultural Research**, v. 8, p. 4614-4622, 2013.

SATO, L. Y.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. Uso da análise por componentes principais na avaliação da mudança da cobertura florestal da Floresta Nacional do Tapajós. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba. **Anais [...]**. Curitiba, p. 6696-6702, 2011.

SHI, W.; ZHANG, M.; ZHANG, R.; CHEN, S.; ZHAN, Z. Change Detection Based on Artificial Intelligence: State-of-the-Art and Challenges. **International Journal of Remote Sensing**, v. 12, p. 1688, 2020.

SILVA JUNIOR, Juarez Antônio da; PACHECO, Admilson da Penha. Avaliação de incêndio em ambiente de Caatinga a partir de imagens Landsat-8, índice de vegetação realçado e análise por componentes principais. **Ciência Florestal**, v. 31, p. 417-439, 2021.

SILVA, M. S.; GURGEL, H.; LAQUES, A. E.; SILVEIRA, B. D. 30 anos de dinâmica espaço-temporal (1984-2015) da região de influência do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros – Goiás. **Confins - Revue franco-brésilienne de géographie/Revista franco-brasileira de geografia**, 2018. Disponível em: <http://journals.openedition.org/confins/13030>. Acesso em: 15 nov 2021.

SILVEIRA, E. M. O.; BUENO, I. T.; ACERBI JUNIOR, F. W.; MELLO, J. M.; SCOLFORO, J. R. S.; WULDER, M. A. Using spatial features to reduce the impact of seasonality for detecting tropical forest changes from Landsat time series. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, 2018A.

SILVEIRA, E. M. O.; ESPÍRITO SANTO, F. D. B.; ACERBI JÚNIOR, F. W.; GALVÃO, L. S.; WITHEY, K. D.; BLACKBURN, G. A.; MELLO, J. M.; SHIMABUJURO, Y. E.; DOMINGUES, T.; SCOLFORO, J. R. S. Reducing the effects of vegetation phenology on change detection in tropical seasonal biomes. **GIScience & Remote Sensing**, v. 56, p. 699-717, 2019B.

SILVEIRA, E. M. O.; MELLO, J. M.; ACERBI JUNIOR, F. W.; CARVALHO, L. M. T. Object-based land-cover change detection applied to Brazilian seasonal savannahs using

geostatistical features. **International Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 8, p. 2597-2619, 2018C.

SINGH, Ashbindu. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, p. 989-1003, 1989.

SINGH, Sartajvir; TALWAR, Rajneesh. A comparative study on change vector analysis based change detection techniques. **Sadhana**, v. 39, p. 1311-1331, 2014.

SIWE, Rene Ngamabou; KOCH, Barbara. Change vector analysis to categorise land cover change processes using the tasselled cap as biophysical indicator. **Environmental monitoring and assessment**, v. 145, p. 227-235, 2008.

SOARES, V. P.; BRITES, R. S.; RIBEIRO, C. A. A Avaliação da mudança da cobertura em áreas reflorestadas usando razão de bandas de imagens de satélite. **Cerne**, v. 4, n. 1, p. 22-34, 1998.

SOUZA FILHO, C. R.; AUGUSTO, V.; OLIVEIRA, W. J.; LAMMOGLIA, T. Detecção de exsudações de hidrocarbonetos por geobotânica e sensoriamento remoto multi-temporal: estudo de caso no Remanso do Fogo (MG). **Revista Brasileira de Geociências**, v. 38, p. 228-243, 2008.

STEFFEN, Carlos Alberto. Introdução ao sensoriamento remoto. INPE. Divisão de Sensoriamento Remoto, 2001. Disponível em:
<http://www3.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm>. Acesso em: 06 out 2021.

TONIAL, T. M. et al. Caracterização preliminar de áreas de vegetação em microbacias da região noroeste do estado do Rio Grande do Sul. **Revista de Pesquisa e Pós-Graduação**, Erechim, p.107-130, 2000.

WECKMULLER, R.; VICENS, R.S. Análise Temporal Da Cobertura Da Terra Do Município De Petrópolis/RJ Numa Abordagem Pós-Classificação De Detecção De Mudanças. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 06, p. 456-469, 2013.