



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

JACK ENDRICK PASTRANA MOJICA

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS NA COBERTURA DA TERRA ATRAVÉS DA
IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO CHANGE VECTOR ANALYSIS (CVA) E
SERIES TEMPORAIS DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA
NORMALIZADA (NDVI), NO PARQUE ESTADUAL DO COCÓ – FORTALEZA/CE**

FORTALEZA

2022

JACK ENDRICK PASTRANA MOJICA

DETECÇÃO DE MUDANÇAS NA COBERTURA DA TERRA ATRAVÉS DA
IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO CHANGE VECTOR ANALYSIS (CVA) E
SERIES TEMPORAIS DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA
NORMALIZADA (NDVI), NO PARQUE ESTADUAL DO COCÓ – FORTALEZA/CE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Geografia. Área de concentração: dinâmica territorial e ambiental.

Orientador: Prof. Dr. Jader de Oliveira Santos.

FORTALEZA

2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

M682d Mojica, Jack Endrick Pastrana.

Detecção de mudanças na cobertura da terra através da implementação do algoritmo Change Vector Analysis (CVA) e series temporais do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), no Parque Estadual do Cocó – Fortaleza/CE / Jack Endrick Pastrana Mojica. – 2022.
134 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Programa de Pós-Graduação em Geografia, Fortaleza, 2022.

Orientação: Prof. Dr. Jader de Oliveira Santos.

1. Coberturas da terra. 2. Sensoriamento remoto. 3. Detecção de mudanças. I. Título.

CDD 910

JACK ENDRICK PASTRANA MOJICA

DETECÇÃO DE MUDANÇAS NA COBERTURA DA TERRA ATRAVÉS DA
IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO CHANGE VECTOR ANALYSIS (CVA) E
SERIES TEMPORAIS DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA
NORMALIZADA (NDVI), NO PARQUE ESTADUAL DO COCÓ – FORTALEZA/CE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Geografia. Área de concentração: dinâmica territorial e ambiental.

Orientador: Prof. Dr. Jader de Oliveira Santos.

Aprovada em: 30/11/2022.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Jader de Oliveira Santos (UFC)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Lúcio Correia Miranda
Universidade Federal do Pará (UFPA)

Prof. Dr. Paulo Henrique Gomes de Oliveira Sousa
Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

Esta pesquisa tem sido o esforço e o apoio de amigos, colegas do Brasil, Colômbia, deixo aqui meus mais sinceros agradecimentos.

Ao meu Prof o Dr. Jader de Oliveira Santos, por sua confiança e por acreditar em mim desde que cheguei ao Brasil, por seu apoio e compreensão e seus encaminhamentos neste processo.

Aos professores da banca examinadora Prof. Dr. Lúcio Correia Miranda e Prof. Dr. Paulo Henrique Gomes de Oliveira Sousa, pelas suas sugestões, encaminhamentos e conselhos. Muito obrigado por acreditar desde a minha qualificação.

Aos colegas Alana Inácio, Raul, Matheus, Karol, Antônia, Camila e a Lidia do Programa de Pós-Graduação em Geografia, pela ajuda e parceria em trabalhos, artigos e disciplinas. Muito obrigado a vocês por bater papo em português e me ensinar um pouco mais do Brasil.

À minha mãe e ao meu pai, Ana Cecilia e Julian, por estarem sempre comigo, independente do que aconteça. O Johan pela sua amizade e apoio apesar da distância.

Ao meu filho Juan Diego Pastrana Fajardo por me ensinar que o amor é verdadeiro e sem interesse, não importa quão distante o papai esteja, será sempre ele que me motiva e me dá forças para continuar e estar aqui hoje no Brasil.

Aquelas pessoas que acreditavam em mim antes de eu pegar esse voo em Bogotá e que, abnegadamente, fizeram todo o possível para que eu estivesse aqui, sem vocês eu não conseguiria realizar este sonho.

Ao Brasil por me mostrar que é tão grande quanto sua extensão e que nele há um mundo tão diverso que quando você o conhece quer ficar nele. Obrigado por me dar esta oportunidade e acreditar no que hoje posso me tornar, um mestre em geografia.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Gracias totales!

RESUMO

As ocorrências ambientais na Unidade de Conservação de Proteção Integral (UC) no Parque Estadual do Cocó(PEC), representam um problema constante que leva à degradação ambiental, esse estrago foi gerado inicialmente pela implementação das atividades e práticas de extração de salineira que foram desenvolvidas no passado e que progressivamente afetaram a funcionalidade do ecossistema, mesmo que, ao adensamento urbano na zona metropolitana de Fortaleza, o que gerou uma pressão constante sobre esta área. Por tanto o monitoramento espaço-temporal torna-se indispensável para assegurar a proteção e gestão ambiental, nesse sentido a utilização do sensoriamento remoto auxilia na monitorização e seguimento dos fatores que incidem na transformação do parque. Este trabalho objetiva analisar o comportamento da saúde da vegetação nas condições ambientais entre o período 2015 - 2021 para identificar padrões de mudanças da cobertura, através de técnicas e métodos de detecção de remota. Para isso foram utilizados compostos mensais do *Índice de Vegetação por Diferença Normalizada* (NDVI) e o algoritmo *Change Vector Analysis* (CVA). A metodologia utilizou a plataforma de geoprocessamento Google Earth Engine (GEE) e a linguagem de programação Python como ferramenta para processar e manipular dados de sensoriamento remotos, bem como a utilização do software Qgis como auxílio no desenvolvimento dos procedimentos metodológicos. Os resultados deste estudo mapearam as alterações da cobertura da terra a partir dos componentes Magnitude e Direção da Mudança do CVA e a interpretação das trajetórias temporais NDVI. Foram identificadas 4 categorias de mudanças, áreas *sem alteração*, *alagamento*, *recrescimento* e *degradação*, nesta última categoria foi possível mapear o incêndio que atingiu em grande parte à vegetação dentro do PEC no ano 2021. Enquanto que, as séries temporais de NDVI diferenciaram a vegetação com maior desenvolvimento registrando valores de 0.7 a 0.9 das áreas com pouco desenvolvimento com valores de 0.1 a 0.2. A fim de comparar e avaliar a melhor técnica foi aplicado o método de classificação supervisionada de distância mínima, baseado nas áreas de treinamento recolhidas em campo foi construída a matriz de erro e calculado o valor de concordância global dos mapas e o *Índice Kappa*. Se verificou a subestimação e superestimação dos resultados, sendo o método do CVA que obteve maior exatidão temática no mapa com 0.94, em relação ao método do NDVI com quase 0.84 % de correspondência nas categorias de mudanças no mapa.

Palavras-chave: coberturas da terra; sensoriamento remoto; detecção de mudanças.

RESUMEN

Las problemáticas ambientales en la Unidad de Conservación de Protección Integral (UC) en el Parque Estadual del cocó (PEC), representan un problema constante que conlleva a la degradación ambiental, ese daño fue generado inicialmente por la implementación de las actividades y prácticas de extracción de sal que fueron desarrolladas en el pasado y que progresivamente afectaron la funcionalidad del ecosistema, mismo que, el aumento de la densidad urbana en la zona metropolitana de Fortaleza, lo que generó una presión constante sobre esta área. Por tanto, el monitoreo espacio-temporal es indispensable para asegurar la protección y gestión ambiental, en ese sentido la utilización de los sensores remotos auxilia en el monitoreo y seguimiento de los factores que inciden sobre la transformación del parque. Este trabajo tiene como objetivo analizar el comportamiento de la vegetación en las condiciones ambientales entre el periodo 2015-2021 para identificar patrones de cambios en la cobertura de la tierra, mediante técnicas y métodos de detección remota. Para eso fueron utilizados compuestos mensuales del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y el algoritmo *Change Vector Analysis* (CVA). La metodología utilizó la plataforma de geoprocésamiento Google Earth Engine (GEE) y el lenguaje de programación Python como herramienta para procesar y manipular datos provenientes de sensores remotos, también la utilización del software Qgis como auxilio en el desarrollo de los procedimientos metodológicos. Los resultados de esta investigación identificaron las alteraciones en la cobertura de la tierra a través de los componentes de Magnitud y Dirección de cambio del CVA y la interpretación de las firmas espectrales del NDVI. Fueron identificadas 4 categorías de cambios, áreas sin alteración, anegamiento, recrecimiento y degradación, esta última categoría de cambio, identificó el incendio que se propagó en gran parte la vegetación densa del PEC no año 2021. Mientras que, en las series temporales de NDVI, se diferenció la vegetación con mayor desarrollo registrando valores de 0.7 a 0.9 de las áreas con menos desarrollo con valores de 0.1 a 0.2. Para comparar y evaluar la mejor técnica se implementó el método de clasificación supervisada de distancia mínima euclidiana, con base en las áreas de entrenamiento colectadas en campo se construyó la matriz de error y se calculó el valor de concordancia global de los mapas y el índice Kappa. Se verificó la subestimación y la sobreestimación de los resultados, el CVA presentó mayor exactitud temática en el mapa con un 0,94, en relación con el método NDVI con 0,84 de correspondencia en las categorías de cambios en el mapa.

Palabras claves: coberturas de la tierra; sensores remotos; detección de cambios.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Janelas de mapeamento Trecho 1 e Trecho 2 do Parque Estadual Cocó.....	20
Figura 2	Modelos de distorção utilizando pontos no terreno.....	27
Figura 3	Métodos de reamostragem na imagem corrigida.....	27
Figura 4	Representação para criar uma imagem composta.....	32
Figura 5	Componentes para seleção de métodos de mudanças.....	33
Figura 6	Análise conceptual do algoritmo distância mínima para segmentação de objetos.....	37
Figura 7	Gráfico dispersão entre bandas vermelha e NIR e gráfico de dispersão modelo conceitual verdor e luminosidade	42
Figura 8	Primeira representação do CVA e seu componente Magnitude de mudança.....	46
Figura 9	Primeira representação do CVA e seu componente Direção de mudança.....	46
Figura 10	Representação bidimensional do Change Vector Analysis (CVA).....	47
Figura 11	Modelo bidimensional cálculo do vetor de mudança.....	48
Figura 12	Modelo conceptual para definir possíveis mudanças biofísicas.....	50
Figura 13	Esquema metodológico dos procedimentos e métodos de detecção de mudanças utilizadas na pesquisa.....	57
Figura 14	Código Javascript para aquisição de dados.....	59
Figura 15	Código Javascript detecção de Coberturas de Nuvens.....	60
Figura 16	Código Javascript composto temporal para a coleção de imagens.....	60
Figura 17	Código Javascript definição de séries temporais de NDVI.....	61
Figura 18	Código Javascript criação da função para calcular NDVI.....	61
Figura 19	Código Javascript para calcular.....	61
Figura 20	Interfase do Modulo AutoSync de Software Erdas.....	63
Figura 21	Código Javascript para gerar os componentes Tasselap CAP em Google Earth Engine	64
Figura 22	Importação de funções e configuração do espaço trabalho.....	65
Figura 23	Definição de dados de entrada no CVA.....	65

Figura 24	Cálculo Magnitude de mudança.....	66
Figura 25	Cálculo Direção de mudança.....	66
Figura 26	Clip Value Tool para a interpretação de assinaturas espectrais.....	67
Figura 27	Carregar imagens para a classificação supervisionada.....	69
Figura 28	Carregar áreas de treinamento e definição de classes de mudanças.....	69
Figura 29	Classificação de objetos baseado nas áreas de treinamento.....	70
Figura 30	Validação da classificação.....	71
Figura 31	Manchas em processo regenerativo após ter sido um espaço pela atividade salineira.....	73
Figura 32	Vegetação de mangue regenerado no rio Cocó.....	73
Figura 33	Padrão fisionômico da vegetação sobre dunas fixas.....	74
Figura 34	Dunas fixas com lagoas interdunares contínuas ao PEC.....	75
Figura 35	Sedimento lamoso em a planície fluvio-marinha nas proximidades das áreas de manguezal dentro do PEC.....	76
Figura 36	Vegetação típica de carnaubais no semiárido do Brasil.....	76
Figura 37	Trechos de carnaúbas desmatados, sem cobertura vegetal nas proximidades do rio Cocó.....	77
Figura 38	presença de macrófitas aquáticas margeando o manguezal em uma trilha de visitação do público no PEC.....	78
Figura 39	Aspecto da vegetação aquática herbácea com maior desenvolvimento no interior do PEC.....	78
Figura 40	Floresta de tabuleiro ao interior do PEC.....	79
Figura 41	Reformas para o fechamento do parque (margem direita vegetação de tabuleiro) nas proximidades na Avenida das Adanteras, no bairro Cidade 2000.....	79
Figura 42	Aspecto de uma área desprovida de vegetação no PEC.....	80
Figura 43	Áreas degradadas após terem sido afeitadas pelo incêndio de novembro de 2021.....	80
Figura 44	Compostos temporais de Imagens Sentinel 2A para os anos 2015 e 2021.Parque Estadual do Cocó.....	84
Figura 45	Tasseled Cap Luminosidade e Verdor ano 2015 e 2021. Parque Estadual do Cocó.....	86

Figura 46	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2015. Parque Estadual do Cocó.....	88
Figura 47	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2016. Parque Estadual do Cocó.....	89
Figura 48	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2017. Parque Estadual do Cocó.....	90
Figura 49	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2018. Parque Estadual do Cocó.....	91
Figura 50	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2019. Parque Estadual do Cocó.....	92
Figura 51	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2020. Parque Estadual do Cocó.....	93
Figura 52	Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2021. Parque Estadual do Cocó.....	94
Figura 53	Imagem com informação de Magnitude do vetor de mudanças no período de 2015 – 2021 no PEC.....	97
Figura 54	Áreas de maior expressividade de mudança mapeada pelo Método de detecção de mudanças Change Vector Analysis no período de 2015 - 2021 no PEC.....	98
Figura 55	Mudança área com perda de biomassa registrado pelo CVA no período de 2015 - 2021 no PEC.....	99
Figura 56	Mudança área de degradação registrado pelo CVA no período de 2015 - 2021 no PEC.....	100
Figura 57	Mudança área de recrescimento de biomassa identificado pelo CVA no período de 2015 - 2021 no PEC.....	101
Figura 58	Mudança da vegetação arbórea e arbustiva atingida pelo incêndio dentro do PEC em novembro 2021.....	101
Figura 59	recrescimento da vegetação aquática no PEC. a. Presença de macrófitas em lagoas sazonais do PEC.....	102
Figura 60	Imagem com informação de direção de mudanças no período de 2015- 2021 no PEC.....	105
Figura 61	Pontos de observação para a construção de trajetórias de mudanças de NDVI no Parque Estadual do Cocó. Composição colorida de NDVI	

	mês de outubro, novembro e dezembro ano 2021.....	107
Figura 62	Flutuação do NDVI nas áreas de processos de eutrofização ou recrescimento da biomassa.....	111
Figura 63	Flutuação do NDVI em áreas em degradação no parque Estadual do Cocó.....	111
Figura 64	Flutuação do NDVI transição de áreas com vegetação para áreas alagadas.....	111
Figura 65	Flutuação do NDVI processos de eutrofização em áreas alagadas.....	
Figura 66	Trajetórias da vegetação aquática herbácea em diferentes. estágios de desenvolvimento.....	112
Figura 67	Flutuação do NDVI em áreas de solo exposto com pouco desenvolvimento vegetal.....	112
Figura 68	Flutuação do NDVI em áreas de dunas fixas interdunares.....	113
Figura 69	Flutuação do NDVI nas áreas com maior desenvolvimento vegetal.....	113
Figura 70	Flutuação do NDVI áreas com processos de desmatamento na vegetação de carnaubais.....	115
Figura 71	Flutuação do NDVI de processos de eutrofização em áreas alagadas.....	115
Figura 72	Flutuação do NDVI em diferentes estágios de desenvolvimento da vegetação arbustiva carnaubal (no fundo)	115
Figura 73	Exemplo amostragem e classificação da imagem <i>Magnitude de mudança</i> método CVA.....	116
Figura 74	amostragem e classificação da composição colorida de NDVI com as informações de trajetórias de mudanças.....	117
Figura 75	Classificação supervisionada das categorias de mudanças identificadas com método do CVA.....	119
Figura 76	Classificação supervisionada das categorias de mudanças identificadas nas trajetórias de NDVI.....	120
Figura 77	Áreas de treinamento utilizadas para segmentar as imagens e os pontos de verificação em campo, através dos quais foram criadas as áreas para a avaliação das classificações.....	122

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Áreas dos municípios que conformam o PEC.....	18
Tabela 2	Coeficientes Tasseled Cap Landsat 7 ETM.....	42
Tabela 3	Coeficientes Tasseled Cap Landsat 8 Oli	42
Tabela 4	Coeficientes Tasseled Cap Sentinel 2A.	43
Tabela 5	Direções e classes de mudanças em relação ao Change Vector Analysis (CVA).....	49
Tabela 6	Métodos comparativos baseados em técnicas por pixel para a detecção de mudanças utilizadas na pesquisa.....	53
Tabela 7	Índices Kappa e o desempenho da classificação.....	56
Tabela 8	Bandas espectrais do sensor Sentinel 2A.....	58
Tabela 9	Compostos temporais mensais de NDVI Sentinel 2A..	62
Tabela 10	Categorias de mudanças da cobertura da terra definidas na pesquisa.....	68
Tabela 11	Imagens Sentinel 2A filtradas para a criação de compostos temporais os anos 2015 e 2021.....	81
Tabela 12	Imagens Sentinel 2A filtradas para a criação de compostos temporais mensais anos 2015 a 2021.....	82
Tabela 13	Valores do NDVI nos compostos temporais mensais anos 2015 a 2021 no PEC.....	87
Tabela 14	Magnitude e direção para cada tipo de categoria de mudança.....	95
Tabela 15	Relação de áreas e porcentual das categorias de mudanças 2015-2021.Parque Estadual do Cocó.....	121
Tabela 16	Matriz de avaliação das classificações método do CVA, período 2015-2021.....	125
Tabela 17	Matriz de avaliação das classificações método trajetórias de mudanças do NDVI, período 2015-2021.....	125

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CBMCE	Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Ceará
CVA	Change Vector Analysis
DEM	modelos de elevação da superfície dos terrenos
ESA	Europea Space Agency
ETM	Thematic Mapper Plus
FUNCEME	Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos
GCP	Ground Control Points
GEE	Google Earth Engine
MD	Distância de Mahalanobis
ML	Probabilidade Máxima
NASA	Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
OLI	Operational Land Imagem
PEC	Parque Estadual do Cocó
PEFOCE	Perícia Forense do Estado do Ceará
PNM	Parque Municipal de Sabiaguada
QA60	Quality Assessment
REM	Radiação eletromagnética
RMS	Erro quadrático médio
SR	Refletância de superfície
SAM	Mapeador de ângulo espectral
SEMA	Secretaria do Estado de Meio Ambiente de Ceará
OLI	Operational Land Imagem
SEMACE	Superintendência Estadual do Meio Ambiente
TCT	Tasselap CAP Transformation
TOA	Reflectância do topo da atmosfera
UC	Unidades de Conservação de Proteção Integral

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	14
2	DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	17
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	21
3.1	Pré-processamento e Processamento de Imagens para a Detecção de Mudanças.....	22
3.1.1	Parâmetros físicos das Imagens.....	22
3.1.2	Correção geométrica.....	25
3.1.3	Técnicas Complementares.....	28
3.1.3.1	Google Earth Engine (GEE).....	28
3.1.3.2	Máscara de nuvens.....	30
3.1.3.3	Compostos de imagens	31
3.2	Métodos e técnicas para a Detecção de Mudanças.....	32
3.2.1	Tipos de classificadores baseados em pixel.....	33
3.2.2	Tipos de classificadores baseados em objetos.....	35
3.2.2.1	Sobreposição de imagens – objetos.....	35
3.2.2.2	Multitemporal de imagens-objetos.....	37
3.3	Métodos de comparação na detecção de mudanças.....	38
3.3.1	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).....	38
3.3.2	Tasselap CAP Transformation (TCT).....	41
3.3.3	Change Vector Analysis (CVA).....	44
3.3.3.1	Cálculo Magnitude de mudança e Direção de mudança.....	47
3.3.3.2	Change Vector Analysis para a detecção de mudanças.....	50
3.4	Coeficiente de Concordância ou exatidão global.....	55
4	PROCEDIMENTOS OPERACIONAIS E METODOLOGICOS.....	56
4.1	Aspetos vegetacionais.....	58
4.2	Aquisição de dados.....	58
4.2.1	Compostos temporais anuais de refletância de superfície (SR).....	59
4.2.2	Compostos temporais mensais do Índice Diferença Normalizada (NDVI).....	60
4.3	Correções geométricas.....	62
4.4	Implementação CVA.....	64
4.4.1	Método Transformação Tasselap CAP (TCT).....	64
4.4.2	Detecção de mudanças com o método CVA.....	65

4.5	Construção de assinaturas espectrais de NDVI.....	66
4.6	Elaboração da legenda de mudanças.....	67
4.7	Trabalho de campo.....	68
4.8	Classificação supervisionada.....	68
4.9	Comparação de técnicas classificadoras.....	70
5.0	Elaboração de mapas de mudanças.....	71
5	RESULTADOS.....	71
5.1	Aspetos vegetacionais do PEC.....	71
5.1.1	Manguezal.....	72
5.1.2	Campos de dunas.....	73
5.1.3	Sedimento lamoso.....	75
5.1.4	Carnaubais (Copernicia prunifera)	76
5.1.5	Vegetação aquática herbácea.....	77
5.1.6	Vegetação tabuleiro.....	78
5.1.7	Área degradada com solo exposto.....	80
5.2	Aquisição de Imagens.....	81
5.2.1	Compostos Imagens 2015 e 2021.....	83
5.2.2	Construção Tasseled Cap.....	85
5.2.3	Séries mensais de NDVI.....	87
5.3	Implementação do método Change Vector Analysis (CVA).....	95
5.3.1	Magnitude de mudança.....	95
5.3.2	Direção do vetor de mudança.....	103
5.4	Trajetórias de mudanças de NDVI.....	106
6	CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	116
6.1	Elaboração de mapas de mudanças.....	117
6.2	Comparação de técnicas classificadoras.....	121
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	131
	REFERENCIAS.....	135

1 INTRODUÇÃO

O Parque Estadual do Cocó (PEC), localizado no município de Fortaleza/CE, tem sido reconhecido e incluído como Unidade de Conservação de Proteção Integral e articulado com um sistema de política pública e governança, a fim de promover sua proteção a partir do ano 2017.

Nas últimas décadas foram registrados eventos históricos da ocupação, que geraram efeitos negativos no desenvolvimento sustentável deste ecossistema, devido ao aumento dos núcleos habitacionais no município de Fortaleza, onde se apresentam atividades antropogênicas de desmatamento e a incidência de queimadas (FERREIRA E COSTA 2021). Além disso processos de ordem natural, como os períodos de secas contribuíram para uma redução espacial dos manguezais (SANTOS, 2017).

Como evidência disso, autores como Carmo (2020) referem-se que as atividades salineiras na década de 1970, desencadearam ao longo do PEC, alteração nos manguezais aumentando as áreas de degradação, além da ocupação de assentamentos irregulares ao longo das margens de inundação do Rio Cocó e do manguezal, possibilitando já o interesse do processo de urbanização após declínio da referida atividade.

A localização do PEC, sem dúvida coloca esta área em risco, devido as ocorrências ambientais, como os eventos relacionados a práticas de uso de fogo, que aconteceram em novembro de 2021. Segundo a Perícia Forense do Estado do Ceará (PEFOCE), as atividades de fogueiras para cozinhar alimentos, é a origem mais recorrente dos focos de incêndios florestais no PEC. Como consequência essa atividade originou a perda de 2,9 % espécies herbáceas e arbustivas, além de espécies de animais em extinção (SEMA, 2022).

Trabalhos como o de Ferreira e Costa (2021), evidenciaram que entre os anos de 1999 e 2018 o Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Ceará (CBMCE), atendeu 182 ocorrências de incêndios florestais no PEC, sendo um padrão que nos últimos três meses de cada ano sejam os de maior risco de queimadas no parque.

Autores como Ferreira Filho, (2019) mencionaram que o aumento dos incêndios florestais, pode estar relacionado com a necessidade de extração de madeira provavelmente para exploração comercial de algumas espécies, sendo assim, que, as atividades de desmatamento estão ligadas às ocorrências de fogo em vegetação no PEC.

Embora criado o Decreto Estadual nº 32.248 de 4 de Junho de 2017, que menciona as restrições daquelas atividades que resultem na deterioração do complexo ambiental, como a supressão de vegetação e práticas de uso de fogo, as dinâmicas socioeconômicas, vinculados aos meios de subsistência local afetam o desenvolvimento sustentável destas áreas (THIERS *et al*, 2017). Estes fatores geram na atualidade cenários de degradação, mas de outro ponto de vista representam uma oportunidade para avaliar e fazer um acompanhamento mais constante, com intuito de contribuir com propostas que permitam a fiscalização e proteção dessas áreas.

Diante dos aspetos anteriormente mencionados, estes ecossistemas devem ter um melhor planejamento ambiental e um monitoramento constante, objetivando garantir seu desenvolvimento sustentável e que sejam capazes de enfrentar os atuais desafios de forma resiliente.

Visando o aprofundamento dessas problemáticas, há a necessidade da aplicação de metodologias para o seguimento e monitoramento das alterações espaço-temporais destas áreas que possibilite compreender a dinâmica temporal destes fenômenos, sendo, uma contribuição para a geração de novas linhas de investigação científica e prospecção de problemas futuros.

Nesse sentido, as tecnologias de sensoriamento remoto tornam-se uma oportunidade para garantir a identificação através do uso de técnicas e métodos de detecção remota das principais problemáticas nas mudanças da cobertura da terra no PEC.

Existem diversas técnicas e métodos de detecção de mudanças (LU *et al*, 2004; HUSSAIM *et al*, 2013; TEWKESBURY 2015). A seleção do método e técnica dependerá dos objetivos temáticos da pesquisa, bem como do conhecimento do intérprete na área de estudo, a dificuldade do método a ser aplicado, os recursos tecnológicos e a disponibilidade de dados de sensoriamento remoto.

O foco desta pesquisa é a seleção do método e técnica mais adequada para detectar mudanças na cobertura da terra a fim de obter resultados precisos para interpretar padrões de mudanças no Parque Estadual do Cocó (PEC).

Trabalhos como o de Salih *et al*, (2017); Allen *et al*, (2018) e Park *et al*, (2018) mapearam as mudanças na cobertura da terra utilizando o *Change Vector Analysis* (CVA) método de comparação direta do pixel, visando identificar padrões de mudanças através dos pixels alterados em duas imagens.

Bem como o uso de outros métodos que fornecem análises a grandes escalas geográficas, utilizando longas trajetórias de tempo como o *Índice de Vegetação por Diferença*

Normalizada (NDVI) que tem sido utilizado para monitorar mudanças na vegetação, em áreas urbanas (WAHG,2022) demonstrando a eficiência para identificar padrões espaço-temporais de mudanças.

A implementação de dados e algoritmos desenvolvidos para determinar o comportamento temporal e espacial através de técnicas de sensoriamento remoto, auxilia no desenvolvimento da pesquisa. Neste trabalho, foram utilizados o algoritmo Change Vector Analysis (CVA) e longas séries de tempo de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), desenvolvidos para determinar o comportamento temporal da cobertura da terra entre os anos de 2015 e 2021, que até o momento não tem sido apresentada em outros trabalhos para monitorar o PEC.

Baseado nestes argumentos, a pesquisa justificou-se em identificar padrões de mudanças nas coberturas da terra, que inclui áreas que devido a práticas antropogênicas como o desmatamento, queimadas ou qualquer outra alteração no Parque Estadual do Cocó (PEC), podem ser mapeados utilizando técnicas de sensoriamento remoto como instrumento de monitoramento e a análise ambiental.

Para o desenvolvimento da pesquisa, foram levados estes questionamentos e hipóteses:

- Quais são as dinâmicas espaço-temporais que incidem na transformação da cobertura da terra no Parque Estadual do Cocó - Fortaleza/CE no período de 2015 – 2021?
- Qual são os fatores que tem influência nas mudanças da cobertura da terra no Parque Estadual do Cocó?
- Qual dos métodos servem para diferenciar a vegetação fotossinteticamente ativa e áreas com pouco desenvolvimento vegetal?
- Qual método de detecção de mudanças permite obter melhores resultados para identificar mudanças na cobertura da terra?

Para dar resposta a estas premissas tem-se como objetivo geral desta pesquisa propor o método de detecção de mudanças, Change Vector Analysis (CVA) e o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para a análises das mudanças da cobertura da terra, no Parque Estadual do Cocó - Fortaleza/CE no período 2015 - 2021.

Para o alcance do objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Aplicar a técnica Change Vector Analysis (CVA) para a detecção de mudança espaço-temporal da cobertura, no Parque Estadual do Cocó no período de 2015-2021;

- Elaborar séries temporais de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), para monitorar o comportamento de mudanças na cobertura da terra Período 2015-2021, no Parque Estadual do Cocó;
- Validar em campo os resultados das técnicas de detecção de mudanças utilizadas;
- Comparar os métodos de detecção de mudanças da cobertura da terra a partir da avaliação do nível de concordância das técnicas utilizadas.

Desta forma, esta pesquisa apresenta-se como aporte aos estudos ambientais, contribuindo para a utilização de ferramentas de análise que possibilitem o mapeamento das mudanças na cobertura da terra e para o conhecimento da problemática ambiental na área de estudo.

Além do fato de que este estudo mostra a importância para os profissionais da área possam desenvolver estas técnicas como instrumentos de planejamento e gestão, uma vez que atualmente há amplos recursos tecnológicos e ferramentas de geoprocessamento disponíveis, os quais permitem monitorar os recursos naturais de forma mais constante e com maior precisão, contribuindo para novas metodologias de conhecimento e geração de novas linhas de investigação científica.

2 DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo foi delimitada de acordo com os termos de regulamento da Secretaria do Estado de Meio Ambiente de Ceará (SEMA) e o Plano de Gestão do Parque Estadual do Cocó (2020). Localizada na região metropolitana de Fortaleza/CE, esta área abrange 1.571,29 hectares, no grupo de Unidades de Conservação de Proteção Integral (UC), é abrangida pela bacia hidrográfica do rio Cocó sendo responsável por uma grande parte da drenagem da água do território municipal de Fortaleza.

Se caracteriza pelas superfícies planas, encharcadas e úmidas e alto conteúdo de matéria orgânica advindas dos processos fluviais e marinhos ao longo da foz da bacia hidrográfica do rio cocó (FREIRES, 2014). Estando incluída nessas características físico-geográficas apresenta aspectos vegetacionais de importância ambiental que favorecem à formação de unidades fitogeográficas dentro do parque, sendo as espécies de manguezais as de maior abrangência.

Conforme a Tabela 1 o PEC é conformado por quatro municípios, sendo Fortaleza de maior abrangência dentro do PEC, valendo destacar que Fortaleza é o município com maior

contingente populacional e com maior equipamento urbano que influenciam nos principais fatores que geram alterações nos aspectos vegetacionais sobre o PEC em relação com os outros municípios.

Tabela 1 – Áreas dos municípios que conformam o PEC.

Município	Área do município (ha)	Área do PEC (ha)	% do Território Municipal no PEC
Itaitinga	15.357,27	41,05	0,27%
Pacatuba	13.313,61	54,02	0,41%
Maracanaú	10.499,15	10,23	0,10%
Fortaleza	31.221,03	1.465,99	4,70%

Fonte: Arcadis (2020, p. 62)

Esta dinâmica de crescimento corrobora no descontrole das mudanças nas coberturas da terra, principalmente nas áreas com maior densidade de vegetação, considerando-se que a retirada constantemente desta cobertura natural pelo aumento da ocupação urbana e diferentes atividades antropogênicas em seu entorno gera um aumento nos processos de degradação desses ecossistemas (FREIRES, 2013; SANTOS, 2017).

Embora possa ser citada uma série de variáveis ambientais e físicas que podem influenciar na perda da cobertura da terra no Cocó, neste trabalho os aspectos vegetacionais são a base que permite interpretar a evolução espaço-temporal das respostas espectrais no processo de detecção de mudanças.

A escolha deste ambiente justifica-se no fato de que os ecossistemas costeiros apresentam degradação das terras induzida direta ou indiretamente pelas ações humanas, e essas dinâmicas podem dar uma indicação das mudanças na cobertura terrestre, sendo um problema que deve ser tratado com atenção. Visando que os resultados desta pesquisa possam ser utilizados para a tomada de decisões pelas autoridades ambientais do município de Fortaleza.

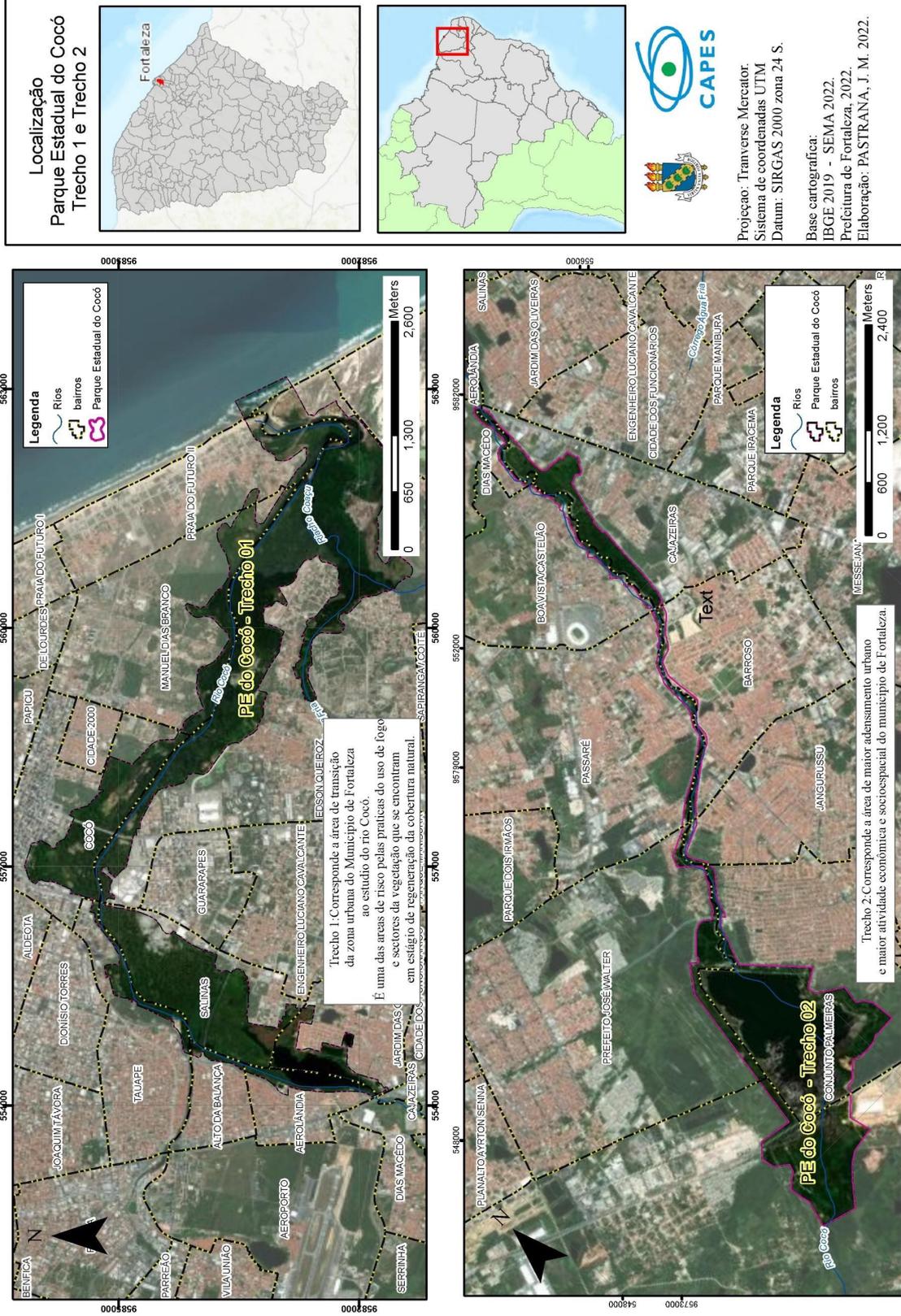
Portanto para a pesquisa em questão, foram utilizados os dois trechos que conformam as Unidades de Conservação de Proteção Integral. Os trechos 1 e 2 (Figura 1) se estendem da foz do rio Cocó na região metropolitana de Fortaleza/CE até a área de transição litorânea que avança para o oceano atlântico.

O trecho 1 se caracteriza pela separação entre a zona urbana de Fortaleza que é a transição ao estuário do rio Cocó, com 490,5547 ha, se conforma pelos municípios que integram a região metropolitana de Fortaleza/CE, como: Pacatuba, Itaitinga e Maracanaú. O trecho 2

conforma a área de maior adensamento residencial e de equipamento urbanos, onde se situa a maior atividade econômica e socioespacial da área de estudo, de acordo com o Plano de Gestão do Parque Estadual do Cocó (2020) abrange uma área de 1.080,7377 ha, e está inserido no município de Fortaleza (ARCADIS, 2020).

Ambas as áreas correspondem ao Parque Estadual do Cocó, totalizando 1.571,29 ha de área protegida, na qual serão aplicadas as técnicas e métodos de detecção de mudanças da pesquisa em questão.

Figura 1 – Janelas de mapeamento Trecho 1 e Trecho 2 do Parque Estadual do Cocó.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para a compreender o comportamento dos diferentes alvos dispostos na superfície da terra, requiere-se o entendimento da relação entre a radiação eletromagnética e a energia refletiva pelos mesmos e que é recebida pelos sensores remotos. Isso permite identificar as características biofísicas da superfície estabelecendo parâmetros capazes de avaliar as interações ambientais e antrópicas no Parque Estadual do Cocó.

A detecção remota é uma técnica que se refere a identificação e categorização de objetos a partir da radiação eletromagnética (REM) refletida ou emitida, que é registrada pelo sensor, sem que haja contato físico com ele. Os intervalos de comprimentos de onda que registra um sensor, se manifestam de acordo com a quantidade de energia ou irradiância solar que incide sobre um alvo ou superfície, desta forma, a distribuição da energia pode ser explicada através do espectro de emissão e espectro de absorção. (CHUVIECO, 1995; PARUELO *et al*, 2014).

O espectro de emissão da superfície da terra pode ser explicado através da teoria dos corpos negros (PLANCK, 1900) já que a quantidade de energia que é refletida ou emitida pela superfície da terra apresenta-se em diferentes comprimentos de onda, corroborando assim com esta afirmação Chuvieco (1995) ressalta que a relação entre a frequência e o tamanho da onda é inversamente proporcional, ou seja, quanto maior é o comprimento da onda menor é a frequência, reduzindo assim a quantidade de fluxo de energia (JENSEN,2011).

O termo "comprimento de onda" é normalmente utilizado para se referir a uma banda do espectro eletromagnético. Oke *et al*, (2017) ressaltam que a relação entre o comprimento de onda e a energia emitida por um corpo e sua temperatura, determina a quantidade de energia emitida nas diferentes faixas do espectro.

Dessa maneira essas faixas estão compostas pelo espectro visível: azul (0,4 – 0,5 μm), verde (0,5–0,6 μm), e vermelho (0,6 – 0,7), infravermelho próximo 0,7 –1,35 μm , infravermelho médio (1,5– 1,8 μm , 2.0 – 2,4 μm ,2,9 a 4,2 μm e 4,5 a 5,5 μm), e infravermelho termal entre 8 e 14 μm . (JENSEN,2011), nessas faixas é possível estudar o comportamento espectral da superfície terrestre.

Dessa forma a radiação eletromagnética que é recebida pelo sensor é distribuída em diferentes bandas espectrais que indicam as características dos alvos na superfície da terra. A primeira informação registrada pelo sensor é dada em número digitais, que logo podem ser convertidos a parâmetros físicos, tais como: radiação espectral, que representa o fluxo de energia que é refletido pela superfície terrestre em diferentes comprimentos de onda, e

reflectância, que é a medida quantitativa que mede os parâmetros ambientais da superfície terrestre (JENSEN, 2011; MENESES e ALMEIDA, 2012 e RODRIGUEZ, 2020).

Portanto, antes de utilizar algum método de detecção remota torna-se necessário realizar alguns procedimentos técnicos que devem ser aplicados às imagens de satélite a fim de melhorar a interpretação das dinâmicas espaço-temporal dos alvos.

3.1 Pré-processamento e Processamento de Imagens para a Detecção de Mudanças

De acordo com Di Bella e Campos (2014), o intérprete deve estar interessado em dois aspectos para uma melhor interpretação da informação contextual das imagens de satélite: o primeiro aspecto é que a informação do alvo corresponda à superfície, ou seja, que o valor do pixel represente efetivamente o comportamento espectral do alvo; o segundo aspecto, é a correspondência precisa dos pixels, de modo que a localização geográfica corresponda à área e localização do alvo.

Portanto, neste capítulo serão descritos os processos de correspondência geométrica e as correções radiométricas, que garantem melhores resultados na aplicação das técnicas e métodos de detecção de mudanças. Para isso, os dados fornecidos pelo sensoriamento remoto têm diferentes níveis de processamento como: conversão a parâmetros físicos e o condicionamento geométrico das imagens. Segue-se uma descrição dos processos de tratamento das imagens de satélite.

3.1.1 Parâmetros físicos das Imagens

Estes parâmetros referem-se à conversão dos valores numéricos ou digitais das imagens a valores com significado físico como a radiância e a refletância, a fim de ter certeza de que um valor do pixel representa o verdadeiro valor da superfície (CHUVIECO, 2010; RODRIGUEZ; 2020).

Alguns autores como Borengasser (2008) e Chuvieco (2010), argumentam que existem diferenças conceituais na abordagem definindo a radiância como o fluxo de energia ou luz que deixa uma superfície num ângulo sólido e em uma determinada direção, esta medida de emissão ou reflexão da superfície da terra, é recebida pelos instrumentos de medição. Enquanto que na radiância espectral, deve considerar-se que esse fluxo de energia está sendo transportado em um conjunto de comprimentos de onda. A unidade de radiância espectral é expressa em Watts por metro quadrado por estereoradiano em comprimentos de ondas ($W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m$) (PARUELO *et al*, 2014).

Para o cálculo, as agências responsáveis das missões dos sensores, fornecem os fatores de conversão para serem utilizados nos cálculos da radiância espectral.

A radiância espectral (TOA) é obtida a partir da equação:

$$L_{sen \lambda} = m\lambda * ND\lambda + b\lambda$$

Eq. 1

Onde:

$m\lambda$ e $b\lambda$ = coeficientes de ajuste;

$ND\lambda$ = níveis digitais da imagem;

$L_{sen \lambda}$ = radiância espectral.

Este é o primeiro parâmetro para a conversão dos valores digitais da imagem. Para o cálculo da refletância, a radiância espectral é utilizada como valor de entrada para sua estimativa.

A refletância do topo da atmosfera (TOA) é definida como a relação entre a energia que atinge o sensor e a energia recebida pela superfície terrestre (radiação exoatmosférica), na prática os valores utilizados na estimativa da refletância são: radiância espectral e a radiação exoatmosférica (CHUEVIECO, 2010; DI BELLA e CAMPOS, 2014), como pode ser visualizado na equação 2:

$$P\lambda = \frac{L_{sen\lambda} \cdot \pi \cdot d^2}{E_{solar\lambda} \cdot \cos(\theta)}$$

Eq. 2

Onde:

$P\lambda$ = Refletância topo atmosfera (TOA);

$L_{sen\lambda}$ = Radiância espectral ($W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m$)

d = Distancia Terra-sol (unidades astronómicas)

$E_{solar\lambda}$ = radiação exoatmosférica ($W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m$)

$\cos(\theta)$ = ângulo de iluminação solar.

Esta unidade de medida é adimensional, se mede em porcentagem que varia entre 0-100 % ou como fator de 0 a 1.

Alguns autores como Chuvieco (2010); Jensen (2010) e Paruelo *et al*, (2014) Liu *et al*, (2020), discutem que as medições de refletância que registra um sensor, podem ser afetadas por dois fatores: a geometria de medição, absorção e a dispersão atmosférica. O primeiro,

considera que o ângulo do sensor e o ângulo de iluminação em relação à superfície da terra é diferente para cada medição, mesmo que a transmissividade atmosférica descendente (sol à superfície) como ascendente (alvo para o sensor), sendo estes fatores os que reduzem a quantidade de energia que entra na terra e a que é emitida pela superfície, e conseqüentemente o fluxo de energia registrado pelo sensor (Paruelo *et al*, 2014 e LIU *et al*, 2022).

Portanto, os valores de refletância aparente ou topo da atmosfera (TOA), são considerados como uma aproximação da realidade da superfície já que apresentam influência dos elementos presentes na atmosfera, nesse sentido é necessário alterar os valores de refletância (TOA) com intuito de minimizar os efeitos produzidos pela transmissividade atmosférica (NOVO, 2010; CHUVIECO, 2010; e LIU *et al*, 2022).

Para isso realiza-se a transformação de cada banda espectral em refletância de superfície (SR) (NOVO, 2010). De acordo com Di Bella e Campos (2014) é possível obter precisão a partir de métodos como: utilização de modelos de Transferência Física Radiativa (MODTRAN 4+, 6S, ATCORN, ATCOR, ATREM e FLASH), e a realização de correções empíricas como Subtração de Objetos Escuros (DOS) que são parâmetros que o usuário capta das informações da imagem (NOVO, 2010 e LAMQUIN *et al*, 2019).

Desta forma Syariz *et al*, (2019) utilizam modelos para a normalização radiométricas de imagens, basicamente não requer dados atmosféricos e de terra in-situ, o que torna os métodos viáveis para a aquisição de séries históricas de satélites com valores de Refletância de superfície (SR).

Assim a Agência Espacial Europeia (ESA) desenvolveu o modelo de transformação Sen2Cor para imagens Sentinel 2A, o que permite a conversão do nível de processamento TOA nas imagens a Refletância de superfície (SR) (ESA, 2021; WANG *et al*, 2022).

Em contraste, alguns autores desenvolveram métodos baseados na medição da radiância ou refletância nas propriedades dos alvos de origem natural, utilizados para avaliar as correções radiométricas em imagens Sentinel 2A, comparando-os com observações feitas na superfície da terra (LAMQUIN *et al*, 2019; Leach *et al*, 2019).

Estes autores determinaram o grau de similaridade espectral entre as medições in-situ e as condições de aquisição das imagens, considerando-se aspetos como banda espectral, geometria de medição, mesmo que, o sensor em momentos diferentes.

Em suma, Novo (2010) e Chen *et al*, (2022) consideram que as primeiras conversões baseiam-se na conversão dos níveis digitais em radiância espectral, a partir dos

coeficientes de ajustamento para cada banda, em seguida, se calcula a reflectância (TOA) através das informações de aquisição de imagem e o ângulo de aquisição, posteriormente, os valores de reflectância aparente (TOA) a reflectância de Superfície (SR). Processos que se tornam necessários para a normalização das imagens, a fim de utilizá-las nos métodos e técnicas de detecção (CHEN *et al*, 2022).

Nesta pesquisa, se utilizaram os valores de reflectância de superfície (SR) fornecidos pela plataforma *Google Earth Engine* (GEE) do sensor Sentinel 2A, missão responsável pela conversão e correções dos parâmetros físicos das imagens nos diferentes níveis de processamento.

3.1.2 Condicionamento geométrico

O condicionamento geométrico das imagens assegura a correspondência espacial precisa dos pixels e as propriedades radiométricas consistentes, sendo possível obter-se normalizar radiometricamente uma série temporalmente utilizando imagens de referência geocorretas (LEACH; COOPS e OBRKNEZEV,2019) Desta forma, a correção geométrica garante que a representação de um ponto na superfície com coordenadas X e Y corresponda espacialmente com a informação recebida pelo sensor.

Para Di Bella e Campos (2014) os erros geométricos afetam essa correspondência devido aos problemas inerentes dos sensores no momento da aquisição de dados, como: movimentos da plataforma, o movimento rotacional da terra, a vista panorâmica do sensor e a curvatura ou topografia da superfície da terra. (CHUVIECO,1995)

3.1.2.1 Correção geométrica.

As correções geométricas baseiam-se em três procedimentos: o registro, georreferenciamento e ortorretificação. O registro, envolve duas imagens que podem ser sobrepostas uma à outra, diminuindo o deslocamento relativo existente entre as mesmas; o que facilita comparar os pixels ou áreas que mudam no tempo (LEACH; COOPS e OBRKNEZEV,2019)

A segunda, identifica vários pontos de controle nas imagens e sua correspondência espacial de forma manual (FEDOROV, 2002).

Já na ortorretificação, se consideram os parâmetros da plataforma do sensor, ângulo de elevação, além de modelos de elevação da superfície dos terrenos (DEM) diminuindo as

inconsistências devido às condições de aquisição das imagens (AGUILAR e SALDANA, 2013; SYARIZ *et al*, 2019).

Segundo Cuevas *et al*, (2010) *apud* Di bella e Campos (2014), é necessário a aplicação de equações de mapeamento, como transformações lineares, quadráticas e cúbico, que farão a amostragem dos pixels através dos processos de interpolação.

Estes autores utilizam modelos geométricos selecionando pontos de controle no terreno (GCP – *Ground Control Points*) e, a partir destes pontos, se realiza a avaliação de uma matriz de transformação espacial, que conduzirá à criação da imagem corrigida.

Di Bella e Campos (2014) afirmam que os pontos de controle conhecidos (GCP) podem ser os valores de posição de um pixel numa imagem de referência, coordenadas espaciais de um mapa, ou coordenadas espaciais de um GPS do terreno.

Para a seleção destes pontos de controle, estes devem estar uniformemente localizados na imagem a corrigir, além disso, os pontos de controle devem ser definidos em áreas com alto contraste espectral, como: a intersecção de estradas, limites de culturas, intersecção de drenagem e outros elementos fáceis de reconhecer (CRÓSTA, 2002).

De acordo com Chuvieco (2010), a partir das coordenadas destes pontos é possível estimar, a qualidade e precisão do ajustamento. Desta forma, o número de pontos, a localização e a distribuição, incidem no nível de ajuste da imagem a ser georreferenciada em relação à imagem de referência.

Uma vez que a transformação da imagem original é feita, é possível verificar qual dos pontos se ajusta melhor, na prática, o erro total cometido na transformação é dado pelo erro quadrático médio (RMS), que consiste em comparar para cada ponto de controle as coordenadas estimadas pela regressão com as reais (CHUEVICO,1995), a partir da equação 3:

$$RMS = \sqrt{(C_t + C_i)^2 + (I_t + I_i)^2}$$

Eq. 3

Onde:

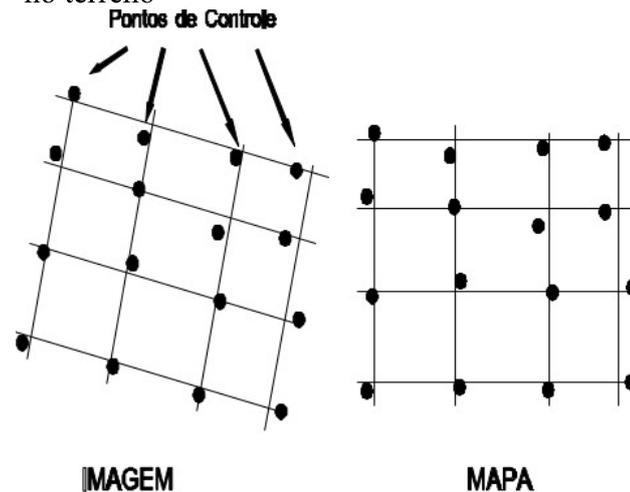
C_t e I_t são as coordenadas estimadas ou transformadas;

C_i e I_i são os pontos de controle (GCP).

Um RMS elevado indica que esse ponto não é adequado para a transformação da imagem, a média ponderada dos RMS de todos os pontos representa o valor da qualidade de ajuste.

Conforme já exposto anteriormente, a aplicação destas transformações gera modificações nos valores radiométricos dos pixels, uma vez que os valores da imagem resultante não correspondem espacialmente ao revelado pelo sensor inicialmente, o que pode gerar uma perda das informações contextuais das imagens. Na figura 2 é possível observar os pontos de controle do terreno e o mapa de referência para transformação da imagem.

Figura 2 – Modelos de distorção utilizando pontos no terreno

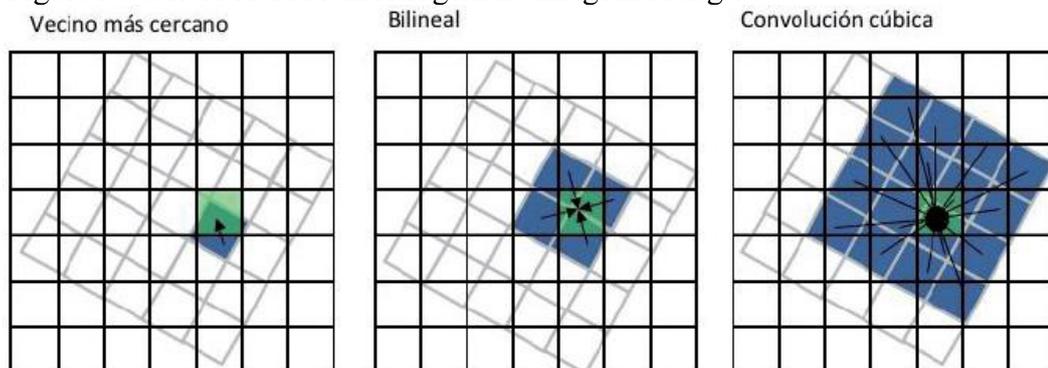


Fonte: Crósta (2002, p. 161).

Em seguida, alguns autores como Crósta (2002) e Di Bella e Campos (2014), utilizam os métodos de interpolação dos NDs a fim de normalizar os valores dos pixels do grid da imagem corrigida, com a interpolação dos valores mais próximos da imagem original. Os métodos mais comuns são: vizinho próximo, bilinear e convolução cúbica.

Na figura 3, o grid cinza representa a imagem original e o grid preto representa a retificada ou corrigida. O pixel verde é o que deve ser preenchido e os pixels azuis são os utilizados para a reamostragem.

Figura 3 – Métodos de reamostragem na imagem corrigida



Fonte: Dibela e Campos (2014, p. 161).

Crósta (2002) afirma que a utilização do vizinho mais próximo é o método mais recomendável para processos de detecção de mudanças ou métodos classificadores, já que os valores calculados para o novo pixel não são abruptamente modificados.

A interpolação bi linear, toma por base os valores de DN's dos quatro vizinhos mais próximos, afim de calcular uma média ponderada desses quatro vizinhos e atribuir esse valor ao centro do novo pixel. Pode ser eficaz para modificar as condições abruptas produzidas pela correlação geométrica.

Por outro lado, Di Bella e Campos (2014), consideram que ao modificar a resolução espacial da imagem, é aconselhável utilizar a convolução cúbica que toma os 16 valores mais próximos ao centroide.

3.1.3 Técnicas Complementares

Atualmente, grande quantidade de dados de sensores remotos são disponibilizados pelas principais agências espaciais do mundo, como: Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA), Agência Espacial Europeia (ESA). Contudo, grande parte das pesquisas desenvolvidas demoram muito tempo e exigem cada vez mais recursos computacionais para obter resultados.

Sendo assim, houve uma redução da utilização das técnicas de sensoriamento remoto, não por falta de informação das imagens de satélite, mas por falta de capacidade de processamento da informação (YANG *et al*, 2017; PERILLA e FRANÇOIS, 2020). O efeito disso, motivou o desenvolvimento de ferramentas tecnológicas que resolveriam parte desta problemática.

3.1.3.1. *Google Earth Engine (GEE)*

De acordo Gorelick *et al*, (2017), o *Google Earth Engine (GEE)*, foi criado no ano 2010 como uma plataforma de geoprocessamento baseada na nuvem, que visa processar, manipular e extrair dados de satélite a grande escala para abordar a partir da sua implementação científica, questões de interesse como o desmatamento, clima, as alterações do solo, gestão da água e planejamento ambiental.

Nesta plataforma, há a disponibilização de *Petabytes* de imagens de satélites através de uma interface do programa de aplicação (API) interativa e de acesso rápido aos resultados, sendo necessário o acesso à internet e uma conta de usuário para se usar esse serviço.

A vantagem da plataforma é que a infraestrutura da *Google* coloca os seus servidores à disposição dos usuários para aumentar a velocidade de processamento (GORELICK *et al*, 2017) deste modo, o usuário não tem que se preocupar com recursos computacionais e o armazenamento de dados para desenvolver pesquisa no sensoriamento remoto.

Os conjuntos de dados estão armazenados em ‘*Dataset*’, que são basicamente catálogos de dados geoespaciais de diferentes tipos de sensores remotos (*Landast, Modis, Sentinel, Aster*). Estas bases de dados permitem efetuar pesquisas utilizando diferentes critérios: nível de processamento nas imagens (TOA, SR), localização, séries temporais, a fim de disponibilizar o máximo de informação possível ao usuário (GORELICK *et al*, 2017; PERILLA e FRANÇOIS, 2020).

Contudo, para sua manipulação, a interface do programa de aplicação (API) de GEE permite a utilização de *strings*, números, listas, objetos ou dicionários e funções com a linguagem de programação JAVA, para desenvolver operações algébricas por pixel, transformações das bandas e estudos multitemporais dos satélites (GOOGLE DEVELOPERS, 2018).

Para a criação destes algoritmos, GEE disponibiliza o “*Code Editor*” onde é permitido integrar as funções como o desenvolvimento dos Scripts, para processar e visualizar de maneira virtual com os servidores da Google (GORELICK *et al*, 2017).

Atualmente, existem softwares que integram através de outros tipos de código aberto a possibilidade de fazer geoprocessamento e detecção remota com linguagem de programação, do mesmo modo que, não requeiram a utilização de grande quantidade de dados. Como é o caso do editor de códigos *Python* em *Arcgis*, que trabalha com os recursos computacionais para processar e visualizar a informação, no entanto limita o uso de dados disponibilizados na nuvem e serve como ferramenta complementar.

Dessa forma, *Python* é uma linguagem de programação livre e aberta, uma vez que foi integrada na plataforma *Arcgis 9.0* com a empresa *ESRI*, tem sido uma das linguagens mais fáceis de se utilizar, sendo reconhecida pelas suas vantagens quando se trabalha com Geoprocessamento, tais como: interoperabilidade com outras plataformas, grande comunidade de usuários e pode ser adequada para trabalhar com pequenos ou grandes projetos, além de que

os scripts Python - ficheiros com extensão.py - podem ser executados fora do Arcgis (ESRI DEVELOPERS, 2020).

Na janela do editor de código Python em Arcgis, é possível digitar os códigos que permitem o geoprocessamento com dados de entrada, tipo raster ou vetor, o que fornece aos usuários desenvolvimento de forma rápida e eficiente dos algoritmos de acordo com suas necessidades.

Neste trabalho optou-se por utilizar estas ferramentas para a aquisição e aplicação de procedimentos das imagens de satélites, além da utilização de softwares de processamento geoespacial *Qgis*.

3.1.3.2. Máscara de nuvens

Segundo Flood (2013), o desenvolvimento de métodos para detectar nuvens e sombras, permite identificar e atribuir para esses valores do pixel sem informação um novo valor de superfície padronizada associado à serie contínua de imagens (Flood, 2013).

Flood (2013) e White *et al*, (2014) destacam a existência de uma grande quantidade de algoritmos para detecção de nuvens e suas divergências nas diferentes partes do mundo. Foga *et al*, (2017), discute que alguns pesquisadores para avaliar os algoritmos de detecção de nuvens, definem critérios que podem ser de maior interesse para comunidade científica do que critérios baseados na latitude, devido ao fato de que nestas áreas reduzem consideravelmente a visibilidade nas imagens, o que pode dificultar o despenho do algoritmo.

Esses algoritmos baseados em funções de máscara como: CFMask e Fmask (Zhu e Woodcock, 2012; Zhu *et al*, 2015) validam ou apagam a informação contida em cada pixel, que tem associado informação de nuvens, a partir dos produtos incluídos na banda *Landsat 8 OLI cirrus* a nível de refletância de superfície (SR) (FOGA *et al*, 2017).

Assim, autores como Flood (2013), White *et al*, (2014) e Foga *et al*, (2017) e outros, empregaram metodologias para mascarar, em imagens de satélites, áreas com cobertura de nuvens, com base na separação das respostas espectrais de alguns alvos, que podem causar erros no mascaramento das nuvens, tais como: dunas, água e gelo.

Schmitt (2019) afirma que para o satélite *Sentinel 2* é possível criar uma máscara, mesmo que não tenha um detector térmico, a através da banda *Quality Assessment (QA60)* (ESA,2022), no qual se armazena a informação de nuvens cirrus e densas.

Nesse sentido, usando a função *map.(maskS2clouds)* que fornece a infraestrutura de computação em nuvem do GEE, é possível produzir imagens sem nuvens para regiões severamente afetadas pelas condições atmosféricas (SCHMITT, 2019).

3.1.3.3. Compostos de imagens

A noção de imagens compostas foi empregada por Holben (1986), através do método *Maximum Value Compositing* (MVC) para obter o valor máximo do pixel de uma série contínua de imagens por um determinado período de tempo e para reduzir a influência de fatores como contaminação por aerossol e efeitos de ângulo de visão que afetam os níveis de NDVI (HOLBEN, 1986).

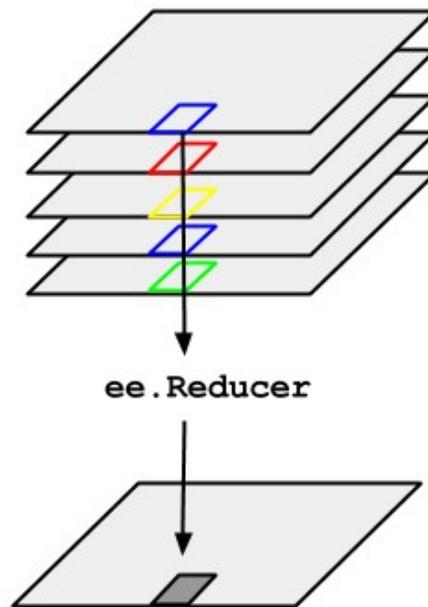
Como afirma White *et al.*, (2014), dificuldades advindas das fontes de ruído ou condições atmosféricas das imagens, produz a perda de dados, dificultando a interpretação de longas trajetórias de tempo e a comparação de dados bi-temporais. Esta dificuldade levou à criação de compostos de imagens, como alternativa para gerar uma imagem com condições claras a partir da disponibilidade espacial dos pixels de outras imagens (WHITE *et al.*, 2014).

A proposta de Flood (2013), afirma que a metodologia pode ser utilizada para produzir imagens de compostos temporais semanais, mensais ou anuais para estimar os valores de refletância de superfície (SR), diferentemente da proposta de Holben (1986), a qual se baseava em compostos temporais de NDVI.

Estes autores apresentaram esta metodologia para criar compostos em imagens de Landsat-7 ETM e Modis de resolução moderada, a fim de atribuir aos valores anômalos um valor semelhante em espaço e tempo.

Na prática a partir de uma série de imagens (Figura 4) é possível calcular os valores mínimo, máximo, médio ou mediano, este último representa a tendência central nas imagens das séries contínuas que serão aplicadas nas séries temporais a serem elaboradas na pesquisa. Dessa forma, para a construção do composto temporal para o ano 2015 e 2021 foram utilizados os últimos três meses do ano (outubro-novembro-dezembro) mesmo que para a construção das trajetórias de NDVI, devido que naquela época do ano é o período menos chuvoso na zona metropolitana de Fortaleza, o que reduz os erros causados pela interação atmosférica nos compostos de imagens.

Figura 4 – Representação para criar uma imagem composta.



Fonte: Google Developers (2018).

Nesse sentido, a plataforma GEE fornece o método “*ImageCollection.median()*”, que permite criar um composto de imagens, através da escala temporal definida pelo intérprete, esse método calcula a tendência central do valor do pixel, a fim de minimizar os efeitos das nuvens e não alterar abruptamente os valores do pixel do composto temporal (GORELICK *et al*, 2017).

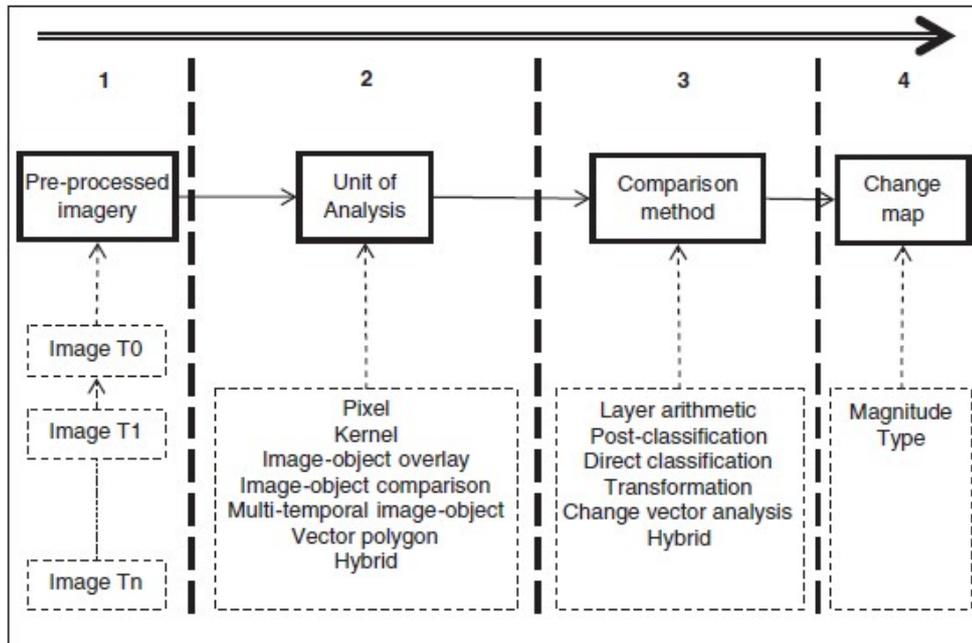
3.2. Métodos e técnicas para a Detecção de Mudanças

Existem diferentes métodos desenvolvidos para a detecção das mudanças, cada um deles tem suas vantagens e desvantagens, Lu *et al*, (2004), definiu algumas categorias de detecção de mudanças: álgebra, transformação, classificação, modelagem avançada, Gis e análise visual, divididas em 31 técnicas de comparação, a fim de diminuir os efeitos espaciais, espectrais e temporais que interferem num processo de detecção da mudança, proporcionando uma melhor interpretação nos resultados (TEWKESBURY, 2015; ABDELAZIZ, 2019).

Com intuito de selecionar o método e a técnica considerando-se a necessidade do intérprete é necessário ser realizada a análise de 4 componentes (Figura 5): imagens de entrada pré-processadas; unidade de análise; método de comparação e o mapa de mudanças derivado da interpretação (TEWKESBURY, 2015).

Não serão detalhadas todas as unidades de análise e métodos de comparação, no entanto, resumidamente, são descritas as técnicas de pixel e objetos utilizados na pesquisa (Figura 5).

Figura 5 – Componentes para a seleção de métodos de mudanças



Fonte: Tewkesbur, Lamb e Comber (2015, p. 166).

3.2.1 Tipos de classificadores baseados em pixel

O conceito de classificadores por pixel pressupõe que os valores espectrais são independentes de sua posição, e serão atribuídos a uma classe devido à similaridade espectral com outros pixels da imagem. Estas técnicas baseadas são importantes para a pesquisa em questão, tendo em vista que esta abordagem é amplamente utilizada para a detecção de mudanças.

Dessa forma, alguns autores consideram que a comparativa do pixel não deve ser considerada em imagens de alta resolução já que estas apenas identificam diferenças entre a luminosidade e o tom, sendo uma limitação para fornecer características para modelar um contexto (LU *et al*, 2004; CHEN *et al*, 2022).

Como é ratificado por Tewkesbury *et al*, (2015), esta técnica gera resultados efetivos quando é implementada em grandes pixels (baixa resolução) ou escalas médias baseadas em imagens de média resolução, uma vez que a informação não é generalizada.

Para Hussain *et al*, (2013) o enfoque de pixel apresenta inconvenientes ao momento da interpretação das mudanças, devido aos efeitos de ‘sal e pimenta’ e aos erros geométricos das imagens. Nesse contexto para diminuir erros geométricos é essencial o co-registro das imagens que estão sendo comparadas, já que a análise de detecção de mudanças é realizada na base pixel a pixel e qualquer deslocamento pode dar como resultado uma subestimação da mudança.

Outro ponto que deve ser considerado ao trabalhar com a detecção de mudanças, diz respeito à escolha das bandas espectrais. Chuvieco (1995) menciona que para uma boa pesquisa de detecção de mudanças, se deve selecionar as bandas para reduzir a informação redundante nas imagens, ou seja, se for necessário distinguir o solo na faixa vermelha (B4), a vegetação na faixa infravermelho próximo (B5) e a umidade do solo no infravermelho de onda curta (B11) para diferenciar maiores características.

Nesse sentido, Hussain *et al*, (2013) considera uma vantagem poder selecionar bandas para obter resultados mais eficientes nesta abordagem, na prática, esta seleção pode ser feita com base na correlação gráfica das imagens, onde as bandas apresentam uma alta correlação porque muitas coberturas da terra apresentam uma alta refletividade no espectro visível, o que gera uma menor distinção de classes. Em contraste, as bandas vermelhas (B5) e infravermelha (B11), apresentam uma baixa correlação oferecendo uma maior dispersão dos dados devido ao fato de que a banda 5 reflete o comportamento da vegetação ao contrário do que acontece na banda 11 onde ocorre a máxima absorção, obtendo assim maiores informações contextuais a níveis do pixel.

Segundo Whiteside *et al*, (2011), a técnica de comparação direta de pixel não deve ser considerada para aplicação em sensores de alta resolução, pelo fato de que os resultados da separação estatística entre classes dos pixels individuais em relação a seus vizinhos produz alta variabilidade espectral, principalmente quando a imagem mostra alta heterogeneidade, portanto, nesse nível de detalhe o uso de outros métodos como classificadores baseados em objetos gera informações contextuais mais precisas (CASTILLEJO *et al*, 2014).

Dentro do grupo de classificadores por pixels existem novos métodos que foram desenvolvidos com a necessidade de obter melhores resultados na detecção de mudanças. Todos apresentam diferenças conceituais, nesta pesquisa em questão não serão aplicados, embora vale a pena ter um contexto de suas generalidades.

Os classificadores *Machine Learning* requerem tempo de aprendizagem para estabelecer padrões espaciais nas imagens, o que permite a classificação dos objetos a partir do

treinamento de dados espectrais do período de mudança. Esta metodologia apresenta a mesma possibilidade de construir regras de decisão que ajudam a melhorar a identificação de classes de mudança ou não mudança (LU *et al*, 2004; HUSSAIM *et al*, 2013).

Assim os classificadores de *Machine Learning* de tipo não paramétricos são: máquina vetorial de suporte, árvore de decisão ou *Random Forest* e Rede Neural Artificial, em geral analisam os dados e reconhecem padrões por mineração de dados (HUSSAIM *et al*, 2013; CASTILLEJO *et al*, 2014). No entanto, as limitações destas metodologias de análise, é que requerem amplos conhecimentos de informática e recursos tecnológicos para sua implementação.

3.2.2 Tipos de classificadores baseados em objetos

As técnicas de classificação de imagens baseadas em objetos, estão sendo implementadas em diversas pesquisas nos últimos anos, de acordo com Abdelaziz (2019) a distribuição espacial que existe em uma imagem permite agrupar pixels vizinhos com características similares. Para isso, a principal etapa é a segmentação da imagem pelos objetos de acordo com as suas características, o que permite estabelecer uma coleção de objetos, fácil de interpretar (ABDELAZIZ, 2019; Zhou *et al*, 2020).

Estas técnicas são frequentemente mais eficazes já que alguns métodos baseados em agrupamentos de classes são amostras coletadas ou pré-fixados pelo intérprete, o que gera maior acurácia nos resultados do que os métodos baseados na comparação direta do pixel, que depende da subjetividade do intérprete.

3.2.2.1 Sobreposição de imagens - objetos

A abordagem de sobreposição de imagens - objetos agrupa um número de pixels que exibem as características semelhantes de detalhe espectral e espacial onde é definida a unidade mínima do segmento, este tipo de classificação corresponde a uma das mais utilizadas: classificação supervisionada e não supervisionada com métodos de agrupamentos (clustering).

Uma das limitações desta abordagem no momento da comparação entre várias imagens é o fato de que a geometria dos objetos reflete apenas as mudanças de uma das imagens em conformidade com a estrutura espacial (TEWKESBURY, 2015).

Conforme afirma Paruelo, Di Bella e Milkovic (2014), estes métodos não representam informações contextuais ou biofísicas do terreno, já que seu cálculo é derivado das

estatísticas, portanto, é considerada a definição de classes espectrais através da validação em campo.

Estas técnicas classificadoras requerem uma definição a priori da informação contextual das imagens. Ratificando-se que a validação de campo é necessária, e ajuda nas definições preliminares do trabalho de pesquisa, a fim de obter-se um produto com maior precisão. (PARUELO, DI BELLA, MILKOVIC, 2014).

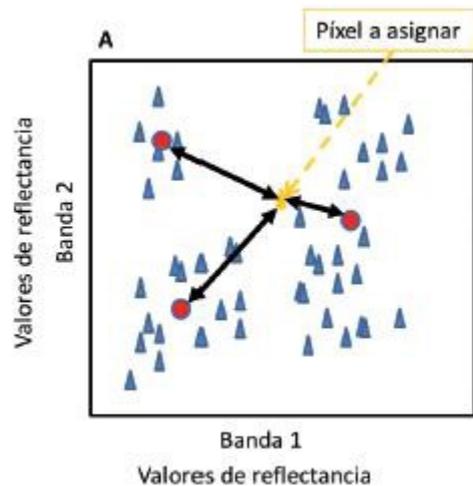
Conceitualmente este tipo de classificador é baseado na segmentação de objetos nas imagens, através das áreas de treinamento, que tem associada a informação espectral de cada classe, em seguida, a agrupação dos pixels é obtida do desvio padrão ou média ponderada das amostragens, o que permite identificar as diferentes assinaturas espectrais para cada uma das classes identificadas pelo intérprete (HUSSAIM *et al*, 2013).

Este tipo de agrupação é definido como supervisionado de tipo paramétrico, algumas das técnicas mais utilizadas são: Distância de Mahalanobis (MD), Probabilidade Máxima (ML), Mapeador de angulo espectral (SAM) e o Método Paralelepípedo. As quais criam regras de classificação com base na média espectral de cada classe e na variância. (CASTILLEJO *et al*, 2014).

No que se refere à classificação supervisionada “Mínima distância Euclidiana”, a qual será utilizada nesta pesquisa, é baseada na fórmula de distância Euclidiana e se determina a partir dos valores médios e a variância de cada classe (CASTILLEJO, *et al*, 2014; PADRO, 2019).

Na Mínima distância Euclidiana, o ponto vermelho representa a média ponderada da amostragem, como demonstra a figura 6, se calcula a distância espectral entre um pixel candidato, caracterizado pelos seus valores espectrais, o valor médio dos valores espectrais e o valor médio da assinatura espectral de cada classe (CASTILLEJO, *et al*, 2014). Dessa forma, caso valor de distância seja mínimo em relação ao valor médio, o valor do pixel será atribuído e a imagem será segmentada por classes.

Figura 6 – Análise conceptual do algoritmo distância mínima para segmentação de objetos.



Fonte: Paruelo, Di Bella e Milkovic (2014, p. 166).

A partir disso é definido o conceito de distância espectral, que é calculada pela diferença entre cada centroide definido pela média estatística das classes, o que permite gerar uma semelhança entre as classes já pré-definidas pelo intérprete.

Para Paruelo, Di Bella e Milkovic (2014) os algoritmos de classificação de dados espectrais são de complexidade, sendo adaptados para seus usos em softwares de geoprocessamento de imagens de satélite, como o algoritmo para a classificação supervisionado Mínima distância Euclidiana no software Qgis.

3.2.2.2 Multitemporal de imagens-objetos.

Nessa abordagem as imagens são empilhadas para a análise temporal, criando séries de tempo, com informação espacial como a forma, textura e critérios espectrais suficientes para construir trajetórias de mudanças (HUSSAIN *et al*, 2013). Para Park *et al*, (2020), quando se utiliza séries contínuas de tempo deve-se garantir a correspondência geometria que permita gerar uma única segmentação do conjunto de dados que represente a série temporal de dados. Este método é eficaz para monitorar superfícies com homogeneidade espectral e espacial como áreas de floresta.

A identificação dos padrões espaciais com base em métodos tradicionais de classificação de objetos visa definir um número de classes ou entidades com base na semelhança ou distância espectral entre cada pixel baseado em seus atributos espectrais. Isso significa que uma interpretação conceitual pode ser construída a partir das medidas físicas de radiância e refletância, que variam de acordo com as propriedades físicas e químicas da superfície da terra

(PARUELO *et al*, 2014). O que permite a representação das características biofísicas dos alvos e conseqüentemente a identificação de alterações de mudanças na cobertura da terra.

3.3 Métodos de comparação na detecção de mudanças

Na detecção de mudanças deve-se identificar a unidade de análise e o método comparativo apropriado, baseado na escala com relação à resolução das imagens, conseqüentemente, a resolução espacial das imagens está relacionada com a seleção da unidade de análise (TEWKESBURY, 2015) para alcançar os objetivos temáticos da pesquisa.

De acordo com as revisões anteriores, além de capturar as principais características de uma imagem, está requer um método de comparação que permita a interpretação adequada das mudanças. Para a pesquisa em questão, se selecionaram os métodos para a análise comparativa de mudanças: *Índice de Vegetação por Diferença Normalizada* (NDVI), *Tasselap CAP Transformation* (TCT) e *Change Vector Analysis* (CVA).

3.3.1. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

Para Zhou *et al*, (2020) o NDVI é um dos métodos mais utilizados, desde o início da detecção de mudanças, principalmente porque a comparação de bandas a partir das operações algébricas permite extrair limiares, mesmo que agrupar áreas de igual similaridade espectral o que facilita ter melhor desempenho na tarefa de classificação das informações contextuais das imagens relacionadas com os aspetos da saúde da vegetação.

Um das vantagens deste método é que permite o monitoramento interanual da vegetação, o que pode ser eficaz ao identificar trajetórias de mudanças em áreas de senescência ou material fotossinteticamente ativo no PEC, sendo um bom estimador da biomassa verde, além de ser um indicador da absorção que acontece na estrutura foliar pelos pigmentos, como a clorofila. O que ratifica que o uso de índices ou variáveis sintéticas, respondem bem para monitorar a variação espectral dos alvos, atributos na detecção de mudanças.

Essa interpretação fundamenta-se primeiramente na análise do modelo de Rouse *et al*, (1974) e Tucker (1979) os quais propiciam as bases teóricas do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) como descritor da saúde da vegetação. A partir disso, se descreve dois aspectos importantes: o primeiro refere-se à atividade dos tecidos fotossinteticamente ativos, a absorção que ocorre nos comprimentos de onda do espectro visível

(azul e vermelho) devido à alta absorção que acontece na epiderme (estrutura foliar); o segundo aspecto é a alta resposta que obtém o infravermelho próximo. A construção do NDVI, define-se a partir da seguinte equação:

$$\text{NDVI} = (\text{IR} - \text{R}) / (\text{IR} + \text{R})$$

Eq. 4

Onde: IR e R representa a refletância de infravermelho próximo e vermelho, respectivamente.

A quantificação do NDVI, em escala regional tem sido conduzida empregando técnicas de detecção de mudanças com o auxílio de diversos modelos que podem propiciar análises precisas do comportamento da vegetação. Porém pesquisas argumentam que este método não é usado somente em nível regional, também tem sido utilizado a nível local ou municipal, sendo definidas longas trajetórias de tempo que mostram o grau de perturbação de um ambiente ecológico (JIANG *et al*, 2021)

De acordo com Rouse *et al*, (1974) o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é realizado através de operações algébricas com bandas correspondentes de diferentes tipos de porções do espectro eletromagnético, principalmente na absorção que ocorre nos comprimentos de onda do espectro visível (azul e vermelho) e à alta resposta no infravermelho próximo (NIR), que indica a saúde da vegetação. Esta seleção de bandas permite que erros associados à topografia e efeitos de iluminação diminuam nas interpretações (Paruelo, *et al*, 2008).

Como é ratificado por Chuvieco (2010), esse tipo de transformação linear nas imagens, diferencia à vegetação do solo ao passo que diminui os efeitos que se produzem pelas condições topográficas ou declive das vertentes.

Quando se trabalha séries de tempo de NDVI se a trajetória de um pixel se afasta do valor esperado, pode-se concluir que uma mudança na cobertura pode ser detectada, portanto, a utilização de NDVI para a análises multitemporais nas imagens resulta na sensibilidade das trocas na fenologia da vegetação, baseado na interpretação, e na história passada do pixel (LAMBIN e STRAHLER, 1994), apresentando-se como uma das metodologias eficientes para avaliar as interferências antrópicas e ambientais sobre a área de estudo (JIANG *et al*, 2021) sendo possível identificar processos de queimadas, supressão vegetal, plantios ou áreas de desenvolvimento florestal.

Para Wang (2022) a interpretação sobre um determinado pixel permite construir a cronologia de séries de tempo o que pode ser eficaz ao identificar mudanças nos padrões espaciais para identificar não apenas fenologias de culturas, senão também aspetos como o desenvolvimento e eficiências de uso do solo em áreas urbanas, o que ratifica que este método responde bem ao comportamento temporal dos alvos.

Klimavicius *et al*, (2021) consideram que a aplicabilidade das séries temporais permite avaliar as mudanças nos estados de crescimento e sua relação com as condições meteorológicas em um período de tempo.

Em contraste, nesta pesquisa as trajetórias de NDVI são construídas a partir dos meses do ano com menor interferência das condições meteorológicas, uma vez que o objetivo é estudar as mudanças da dinâmica da vegetação natural, que geralmente requer uma estação mais longa para seu desenvolvimento do que uma cultura.

Lambin e Strahler (1994) destacam que o método de séries de tempo de NDVI, estabelece uma curva de desenvolvimento da vegetação ou uma trajetória temporal sobre um determinado pixel, sendo uma vantagem para caracterizar tipos de vegetação, a partir da frequência temporal de medição das séries de tempo. Contudo, outras abordagens requerem análise de datas isoladas para estimar mudanças.

Gao *et al*, (2022) consideram que aspectos antrópicos representam mais de 56,44 % das mudanças na vegetação, enquanto que as condições meteorológicas contribuem com 43,56 % nas interpretações das mudanças da vegetação. Portanto este método fornece resultados eficazes a serem utilizados em escalas regionais para monitorar os principais impulsores nas mudanças da cobertura.

Aplicações de índices espectrais baseados em reflexos da superfície, respondem bem às interpretações de processos biofísicos. Hernandez *et al*, (2020) sugere que imagens óticas de média resolução podem contribuir na geração de compostos temporais interanuais para identificar fenologias das culturas e coberturas da terra, o que ratifica que o uso das imagens do satélite Sentinel 2A podem ser utilizadas a fim de obter melhores trajetórias e interpretações contextuais referentes a mudanças da cobertura.

Certas limitações podem levar interpretações errôneas na representação da trajetória do pixel, por exemplo, ao definir uma frequência de tempo baixa, numa série de tempo, há erros na interpretação das mudanças, já que as medições dos pixels requerem medições longas para monitorar eventos, tais como, épocas de estiagem, desmatamento ou incêndios florestais.

3.3.2 Tasselap CAP Transformation (TCT)

O método Tasselap CAP Transformation (TCT) gera uma separação de classes dentro das imagens, podendo ser considerada do tipo física, devido à alta e baixa variabilidade de correlação entre bandas. A intenção é obter informação com maior contraste visual que permite diferenciar áreas com vegetação arbustiva e estruturalmente homogênea (MACINTYRE, NIEKERK e MUCINA, 2020) que se relacionam com a umidade na vegetação, solo e saúde da vegetação.

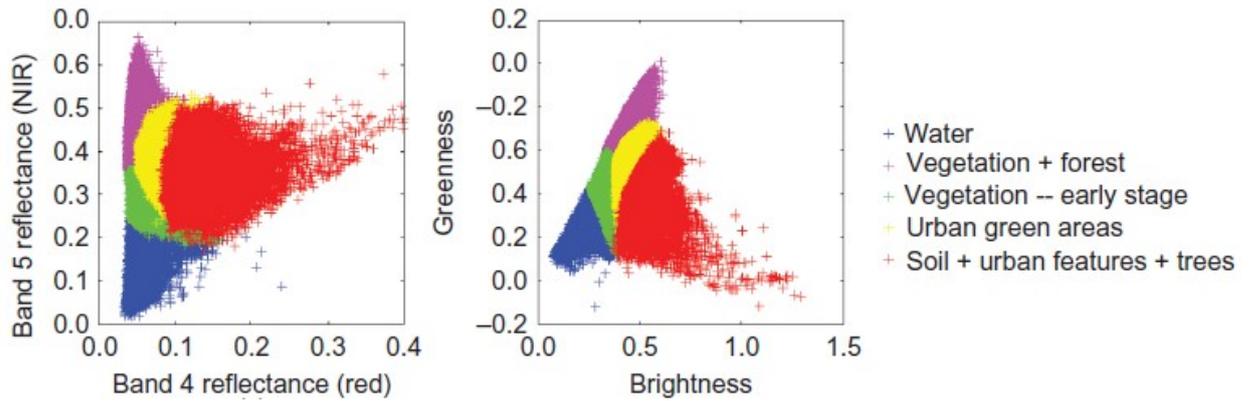
Segundo Chuvieco 2010; Chen *et al*, 2022 e Duan *et al*, 2022 esta transformação não adiciona informações, além daquelas que estão nas imagens, pois a combinação linear de bandas apenas permite melhorar a disposição de dados e a visualização que contém as imagens.

Para Roemer *et al*, (2010), esta transformação é entendida como uma definição de um novo sistema de coordenadas, na qual os dados espectrais das diferentes bandas ocupam novos eixos associados às propriedades biofísicas dos objetos. Nesse caso, tais eixos são o Verdor “*greenness*”, que se refere à quantidade e vigor da vegetação, luminosidade “*brighness*”, associado às variações na reflectância do solo e “*Wetness*” para determinar o conteúdo de água no solo na vegetação (HUANG *et al*, 2002; BIAG *et al*, 2014; NEDKOV, 2017 e CHEN *et al*, 2022).

Chen *et al*, (2022) ratifica que, a análise espaço temporal com a abordagem dos TCT ressalta o contraste visual entre a água, solo e vegetação nas imagens, o que melhora a separação de classes a partir das interpretações nos tons de cinza.

No gráfico de dispersão entre a banda 4 (RED) e a banda 5 (NIR) (Figura 7) pode ser entendido o conceito de TCT, a baixa correlação entre os valores dos pixels do espectro visível, permite diferenciar certas coberturas de terra. Os valores altos no NIR e baixos em RED representam a saúde da vegetação, em comparação com os valores altos em RED e baixos em NIR que representam o solo descoberto. No gráfico de correlação entre GREENNESS e BRIGHTNESS (Figura 7) a transformação permite diferenciar os componentes de verdor e luminosidade nas imagens, associados às variáveis biofísicas dos alvos.

Figura 7 – TCT gráfico dispersão entre bandas vermelha e NIR e gráfico de dispersão modelo conceitual verdor e luminosidade TCT.



Fonte: Baig *et al.*, (2014, p. 9).

Esta transformação ortogonal de dados foi fornecida por Kauth e Thomas (1976), devido a sua aplicabilidade. Outros autores, como Huang *et al.*, (2002) e Ali Baig *et al.*, (2014), desenvolveram coeficientes para os sensores *Landsat 7 ETM* (tabela 2) e *Landsat 8 Oli* (tabela 3), respectivamente.

Tabela 2 – Coeficientes Tasseled Cap Landsat 7 ETM

BANDS	B1	B2	B3	B4	B5	B7
BRIGHTNESS	0.3561	0.3972	0.3904	0.6966	0.2286	0.1596
GREENNESS	-0.3344	-0.3544	-0.4556	-0.6966	-0.0242	-0.2630
WETNESS	0.2626	0.2141	0.0926	0.0656	-0.7629	-0.5388

Fonte: Huang *et al.*, (2002, p.6).

Tabela 3 – Coeficientes Tasseled Cap Landsat 8 Oli

BANDS	B2	B3	B4	B5	B6	B7
BRIGHTNESS	0.3029	0.2786	0.4733	0.5599	0.508	0.1872
GREENNESS	-0.2941	-0.243	-0.5424	-0.7276	0.0713	-0.1608
WETNESS	0.1511	0.1973	0.3283	0.3407	-0.7117	-0.4559

Fonte: Baig *et al.*, (2014, p. 9).

Nesse propósito, os componentes de verdor e luminosidade de *Tasseled Cap* tem sido aplicado em diferentes estudos. Lu *et al.*, (2014), discute que um grande número de métodos baseados na detecção de mudanças tem sido testado, embora não se saiba ainda qual método é o mais adequado para uma área de estudo específica. Na prática, para estabelecer diferenças entre os métodos, podem se comparar as técnicas ou combinar para testar qual delas fornecem melhor resultado baseado na acurácia. Além disso, deve se considerar o conhecimento e as

habilidades do intérprete que definirá os objetivos temáticos da pesquisa (HUANG *et al*, 2002; ALI BAIG *et al*, 2014).

A revisão de trabalhos prévios realizados, visam entender como os TCT tem sido utilizado como dados bi-temporais no *Change Vector Analysis* (CVA). De acordo com Allen *et al*, (2018), a implementação dos TCT no CVA permitiu estabelecer 4 possíveis direções de mudança da luminosidade (L) e do verdor (V), tais como: a diminuição da luminosidade e o aumento do verdor (L-V+), que indicam o aumento da clorofila; o aumento da luminosidade e diminuição do verdor (L+V-) que indica perda de biomassa verde; o aumento em ambos os componentes (L+G+) representam pequenas perdas de biomassa.

Allen *et al*, (2018) e Macintyre *et al*, (2020), discutem que os TCT interpretam melhor as texturas das imagens para prever a composição da vegetação em comparação com índices derivados de NDVI e métodos classificadores por objetos como o SVM.

Esta interpretação só ocorre por que seus componentes são obtidos de uma maior quantidade de informação, que representam as bandas originais, e isso fornece uma vantagem já que se pode interpretar mudanças em áreas com limitações geográficas, o que torna a abordagem dos TCT extrair informações em áreas inacessíveis (CHEN *et al*, 2022 e DUAN *et al*, 2022)

Uma vantagem deste método é a redução de dados e a redundância entre bandas (ABDELAZIZ, 2019) o que pressupõem que entre o maior número de bandas, pode-se obter uma maior informação radiométricas, e maior informação contextual contéuda nos valores do pixel, a fim de identificar texturas de tons de cinza escuras, que representam menores mudanças e baixa variabilidade dos dados, do que os tons da cor claro que podem estar associados a áreas de maior expressividade de mudança.

Em contraste alguns autores como Baig *et al*, (2014) e Allen *et al*, (2018) diferem deste método, já que não permite gerar uma matriz de erro e devem ser selecionados limiares para identificar áreas de mudança, o que reduz a eficácia para a definição de informações pelo intérprete.

Para aplicar a transformação de *Tasseled Cap* (Tabela 3) para a missão Sentinel 2A e seus componentes de verdor e luminosidade são utilizados os seguintes coeficientes (NEDKOV,2017).

Tabela 4 – Coeficientes Tasseled Cap Sentinel 2A

BANDS	B2	B3	B4	B5	B8	B11
-------	----	----	----	----	----	-----

BRIGHTNESS	0.0822	0.1360	0.2611	0.2964	0.3895	0.3882
GREENNESS	-0.1128	-0.1680	-0.3480	-0.2964	0.3165	-0.4578
WETNESS	-0.1363	-0.2802	0.3072	0.5288	-0.0807	-0.4064

Fonte: Nedkov (2017, p. 5).

Vale ressaltar que a transformação Tasseled Cap é obtida a partir da equação:

$$\sum_{i=1}^n Tc_i = (c_1 * b_2) + (c_2 * b_3) + (c_3 * b_4) + (c_4 * b_5) + (c_5 * b_8) + (c_6 * b_{11})$$

Eq. 5

Onde n número de bandas:

Tc = Cálculo do Tasseled Cap;

c_i = componente que necessita ser calculado *verdor ou Luminosidade*.

c_n = correspondem aos coeficientes calculados para cada banda da imagem do sensor Sentinel 2A;

b_n = valores de reflectância em cada banda.

A definição dos objetivos temáticos da pesquisa visa selecionar as bandas com maior separabilidade espectral. Dessa forma, optou-se pela escolha das bandas verde, vermelha, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas, já que nessas faixas, é possível obter uma resposta espectral mais eficaz, para interpretar através de assinaturas espectrais os processos de senescência da vegetação e o comportamento da refletância no solo.

3..3. 3 Change Vector Analysis (CVA)

Para Zhou *et al*, (2020), tem sido dos principais métodos de detecção de mudanças pra obter diferenças espectrais entre imagens multiespectrais, já que utiliza dois componentes com significado biofísico para mapear a magnitude e direção entre as datas de referência e a data prevista, de modo que, detalha-se o processo de detecção de mudanças aplicando o Change Vector Analysis (CVA).

A proposta de Malila (1980), considera, que esta abordagem deve ter informações a nível de pixel de duas datas, bandas individuais ou variáveis transformadas, conseguindo mapear diferenças espectrais para fins florestais, identificando dois tipos de mudanças - “*mudança ou nenhuma mudança*”. Na floresta, esta decisão lógica depende da aplicação e dos objetivos temáticos da pesquisa, já que os tipos de mudanças podem ser identificados a partir da definição dos limiares (MALILA,1980).

Nesse sentido, tal metodologia possibilitou a alguns autores delinear novas definições de mudanças em suas pesquisas, e interpretar mais de 4 categorias a partir do vetor de mudanças, tais como a regeneração da cobertura natural e o crescimento de culturas. (ROEMER *et al*, 2010; SALIH *et al*, 2017; PARK *et al*, 2018).

A maior vantagem deste algoritmo é a comparação direta entre pixels, o que indica que é sensível as variações individuais dos pixels, e a capacidade de utilizar transformações nas imagens o que pode fornecer uma interpretação razoável e uma visão do tipo de mudança com base em sua magnitude e direção em comparação com os métodos de álgebra de bandas e transformações (PARK *et al*, 2018; SUN *et al*, 2019).

Algumas pesquisas, tem se utilizado do NDVI e Tasselap Cap para melhorar a eficácia nos resultados, como (LAMBIN e STAHLER, 1994; ALLEN e KUPFER, 2000; ALLEN *et al*, 2018).

Lambin e Strahler (1994), revelam em seu estudo, como a utilização do CVA com imagens bi temporais de NDVI permitiu estabelecer o crescimento e a senescência da vegetação, e sua relação com o padrão sazonal em áreas de savana e vegetação arbórea, conseguindo maior expressividade nas mudanças.

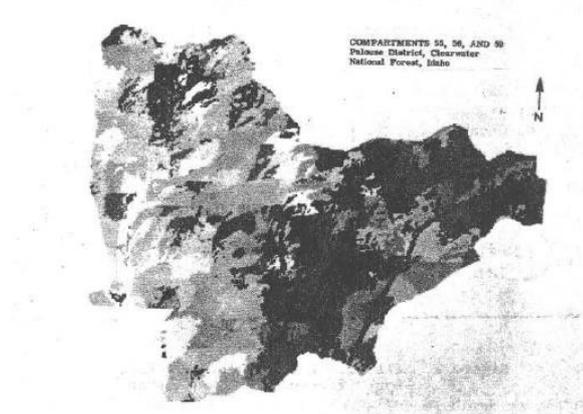
Como é ratificado por Abdelaziz (2019), a capacidade de processar grande quantidade de informação espacial, compará-la e representá-la, de forma detalhada, utilizando transformações de TCT , índices e bandas individuais, possibilita que o CVA represente o mais próximo da realidade o comportamento espectral dos processos relacionados com o desenvolvimento da biomassa, perda de cobertura vegetal, ou mesmo áreas de inundação, se forem usados componentes de umidade do Tasselap Cap ou Índice de Água com Diferença Normalizada (NDWI) como dados de entrada.

Em diferentes pesquisas, com intuito de obter resultados mais eficazes no CVA, é possível selecionar bandas com menor correlação espectral (CHUVIECO,1995) embora o princípio de CVA seja aplicado a imagens *Landsat*. A priori, tem sido utilizado transformações de Tasselap Cap e seus componentes de Verdor e Luminosidade que destacam as características da cobertura da terra, sendo a maior vantagem deste modelo (MALILA,1980; ALLEN e KUPFER 2000; ALLEN *et al*, 2018).

Além disso, erros como efeitos de sal e pimenta, efeitos do ruído e erros espaciais das imagens podem se reduzir se foram aplicadas técnicas de pré-processamento nos conjuntos de dados de entrada, tais como, os cálculos da média, mediana ou compostos temporais (MALILA,1980).

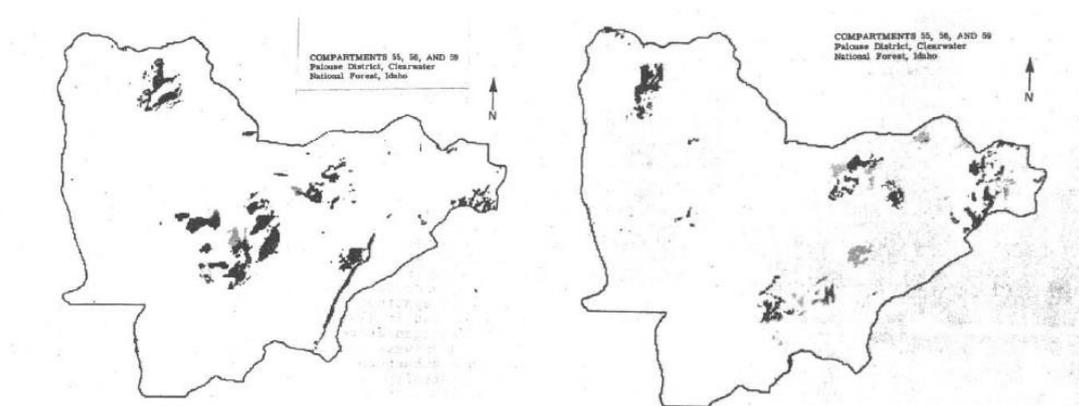
Na figura 8 é possível analisar os primeiros resultados obtidos por Malila (1980). A figura 9 mostra a representação do vetor de magnitude da mudança, que é calculado pela distância euclidiana e a representação da direção da mudança que é definida pelo intérprete.

Figura 8 – Primeira representação do CVA e seu componente Magnitude de mudança



Fonte: Manila (1980, p.11).

Figura 9 – Primeira representação do CVA e seu componente Direção de mudança



Fonte: Manila (1980, p.11).

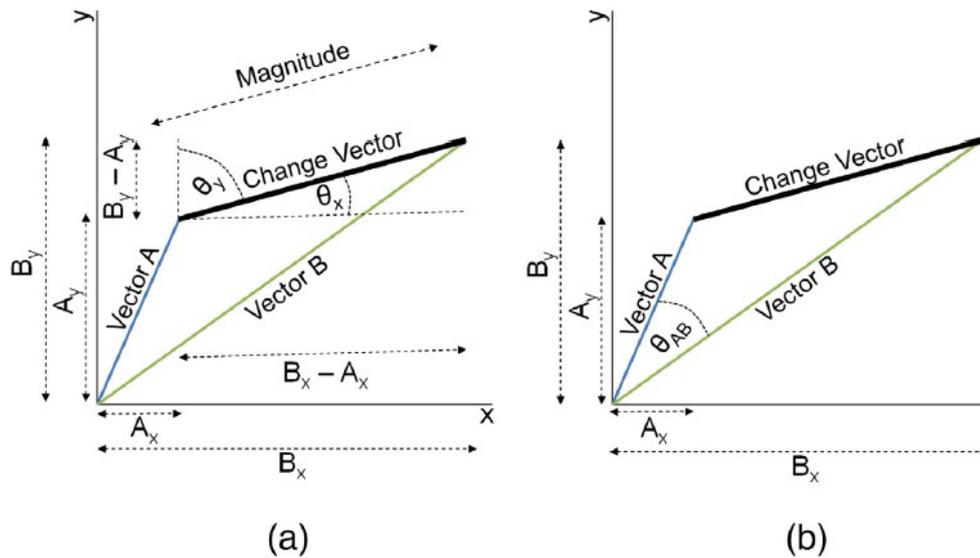
As diferenças espectrais entre Verdor e Luminosidade das imagens podem ser vistas na magnitude da mudança. A interoperabilidade dos limiares foi definida por Malila (1980) com duas categorias de mudanças - mudança ou nenhuma mudança-. A figura 9 mostra o limiar definido para o intervalo de ângulos $-60^\circ \geq \theta \leq 60^\circ$, como área de degradação e entre $60^\circ < \theta \leq 100^\circ$, como áreas de revegetação.

Alguns autores como Lu *et al*, (2004) e Allen *et al*, (2018) consideram que as limitações do CVA estão relacionadas com a verificação das trajetórias angulares, o que pode gerar subjetividade na interpretação das mudanças. Portanto, é necessário que o intérprete tenha

conhecimento na área de estudo, assim como, a habilidade para encontrar limiares que representam a realidade das mudanças.

Por outro lado, como se mostra na figura 10, o modelo conceitual do CVA é representado pelos eixos X e Y , que representam as datas de entrada que estão sendo comparadas. Os valores do pixel nas imagens podem ser substituídos por transformações de bandas como índices sintéticos de NDVI ou valores associados a componentes físicos da imagem como TCT.

Figura 10 – Representação bidimensional do Change Vector Analysis (CVA)



Fonte: Tewkesbur, Lamb e Comber (2015, p.9).

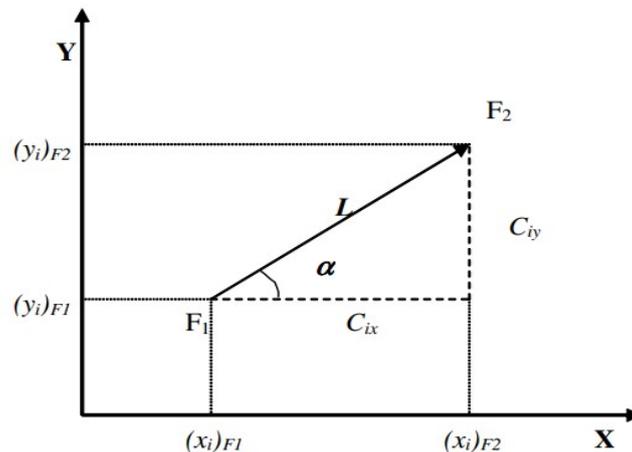
Basicamente, no momento (a) o CVA detecta a diferença na informação da imagem, como tons e luminosidade que está associada a parâmetros físicos das imagens, como radiância ou refletância, e gera um vetor que é chamado magnitude da mudança. No momento (b) da figura, é possível calcular a direção da mudança resultante das relações angulares que podem ser calculadas como as variações dos eixos.

De acordo XIAO *et al*, (2021) o CVA é um método eficiente para discriminar os pixels que mudaram e o tipo de mudanças que pode ser interpretado através do ângulo da mudança (HUSSAIN *et al*, 2013; XIAO *et al*, 2021). Vale a pena mencionar que as unidades de análises que utilizam o CVA devem estar associadas a valores de reflectância nas imagens, que é o nível de processamento da informação dos conjuntos de dados nesta pesquisa.

3.3.3.1 Cálculo Magnitude de mudança e Direção de mudança.

Para determinar a intensidade de variação dos vetores entre as imagens que estão sendo comparadas, tem-se a distância euclidiana que calcula a diferença espectral para cada posição dos pixels nos eixos verdor e luminosidade (BORREGO, 2002; ROEMER *et al*, 2010). A análise de vetor de mudança é determinada a partir do modelo teórico como se mostra na Figura 11.

Figura 11 – Modelo bidimensional cálculo do vetor de mudança



Fonte: Ruiz (2013, p. 4).

$$C_{ix} = (x_i)F_2 - (x_i)F_1$$

$$C_{iy} = (y_i)F_2 - (y_i)F_1$$

Eq. 6

Onde:

$(x_i)F_2$ = valor de luminosidade ano 2021.

$(x_i)F_1$ = valor de luminosidade ano 2015.

$(y_i)F_2$ = valor do verdor ano 2021.

$(y_i)F_1$ = valor do verdor ano 2015.

C_{ix} = Diferença de luminosidade entre duas datas.

C_{iy} = Diferença do verdor entre duas datas.

Os valores C_{ix} e C_{iy} representam a variação espectral que se tem como resultado da comparação da unidade da análise.

O componente magnitude da mudança representa a medida quantitativa do algoritmo (RUIZ,2013) e, para seu cálculo, se utiliza as variações espectrais obtidas na comparativa anterior, como poder ser visualizado na equação 7:

$$L_i = \sqrt{C_{ix}^2 + C_{iy}^2}$$

Eq. 7

Onde:

L_i = Intensidade da mudança.

Desta forma, a componente direção ou ângulo do vetor de mudança é computada pelo ângulo (α) do vetor de mudança a partir do valor do pixel nessas duas datas (KARNIELI *et al*, 2004), a partir da equação 8:

$$\alpha_i = \text{Arctan} \frac{C_{iy}}{C_{ix}}$$

Eq. 8

Onde:

α_i = Direção ou ângulo de mudanças.

Devido ao fato de dois componentes serem utilizados para o CVA, é possível interpretar quatro mudanças (BORREGO,2002; ROEMER 2010; SALIH, GANAWA, e IMAHL, 2017).

Sucedendo-se a esse fato, nos ângulos entre 0-90° há um aumento (+) em ambos componentes, sendo considerada as áreas com processo de aumento de biomassa verde ou sem alteração; os ângulos entre -90-180° representam o aumento de verdor, e diminuição de Luminosidade, associado a áreas de revegetação.

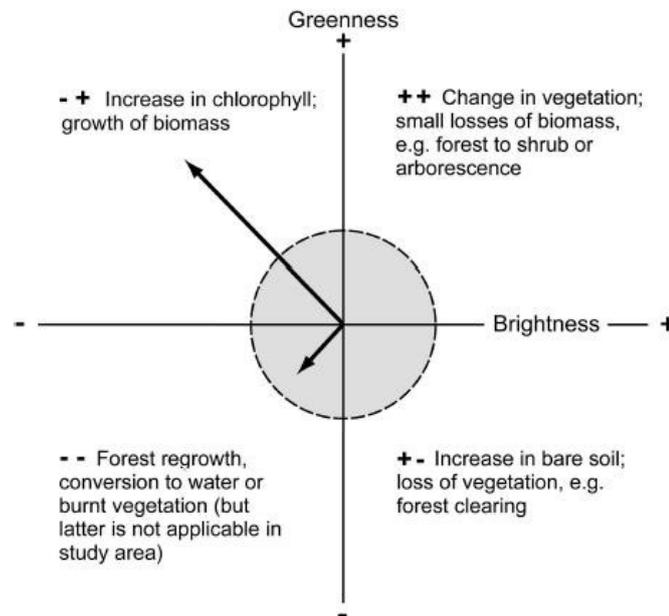
Tabela 5 – Direções e classes de mudanças em relação ao Change Vector Analysis (CVA).

Classes de mudanças	Brightness	Greenness	Ângulos de mudança
Sem alteração.	+	+	0-90°
Recrescimento	-	+	90-180°
Alagamento	-	-	180-270°
Degradação.	+	-	270-360°

Fonte: Adaptado de Borrego *et al*, (2002); Roemer (2010).

Entretanto, os ângulos de 180-270° apresentam uma diminuição em ambos componentes, sugerindo áreas de alagamento; entre os 270-360° há aumento na luminosidade, diminuição no verdor, sendo áreas desprovidas de material vegetal ou processo de degradação (ROMER, *et al*, 2010; VOROVENCII,2017; ALLEN, *et al*, 2018). Na figura 12 se apresenta o modelo conceitual dos quadrantes que se refere aos tipos de mudanças que podem ser interpretados no CVA.

Figura 12 – Modelo conceptual para definir possíveis mudanças biofísicas



Fonte: Allen (2018, p.10).

De acordo com Vorovencii (2017) e Allen *et al*, (2018) o modelo conceitual dos quadrantes possibilita categorizar as mudanças, a partir dos limiares que constituíram o resultado dos pixels alterados após a comparativa das datas. A partir disso, a interpretação das categorias poderá ser feita pelo intérprete baseado nos valores da direção da mudança.

3.3.3.2 *Change Vector Analysis para a detecção de mudanças*

Este tipo de metodologia tem sido aplicado em vários estudos, tendo em conta as respostas espectrais, principalmente nos alvos com maior teor de material verde e áreas de pouca vegetação, o que permite estabelecer diferenças mais contrastantes entre os níveis de refletância.

Alguns autores corroboram que o método *Change Vector Analysis* diminui informação redundante nas imagens, basicamente são mais perceptíveis a identificar os tons de cinza nos pixels que identificam mudanças na cobertura da terra (ALLEN *et al*, 2018; Zhou *et al*, 2020).

Zhou *et al*, (2020), estas são baseadas nas diferenças de intensidade de verdor e luminosidade, o que ratifica que o componente espectral da magnitude da mudança, do algoritmo, responde bem às variações espectrais quando estão sendo comparadas duas datas.

Salih *et al*, (2017), determinou que em áreas de pouca vegetação é possível obter-se três tipos de mudanças relacionadas à dinâmica climática em uma região desértica do Sudão, que correspondeu ao movimento da areia, o que aumentou os níveis de luminosidade na imagem e diminuiu o verdor nas áreas onde havia vegetação. Além disso, foram mapeadas as áreas convertidas a cultivo. Em seguida os autores determinaram que entre os anos de 1974-2004 a biomassa verde aumentou em 45,9% com uma direção de mudança entre 270 a 360°, o que se considera-se como uma regeneração da cobertura natural.

Não obstante, nas áreas de supressão vegetacional obtiveram direções de mudança entre 90° a 180°, o que indicou um aumento das áreas de desertificação de quase 25.6% em relação à área total (SALIH, *et al*, 2017).

Para Roemer *et al*, (2010), o uso do CVA como método para validar o impacto ecológico por ameaças naturais identificou nove classes de mudança de cobertura da terra, incluindo áreas de mangue, removidas ou convertidas em areia ou lama pelo Tsunami ao largo da costa sul da Tailândia, no ano 2005.

Os resultados sugerem que a precisão dos dados foi superestimada porque baseia-se na interpretação realizada pelo intérprete para definir, principalmente, a direção da mudança que é o componente qualitativo utilizado para a definição de limiares no algoritmo, o que diminui a precisão da informação que é interpretada.

Portanto, neste caso, a implementação não forneceu os níveis de acurácia esperados, onde os autores sugerem o uso de outras técnicas de sensoriamento remoto para estimar os danos causados por um evento natural. (ROEMER *et al*, 2010).

Lorena *et al*. (2002), destaca que o método de Análise Vetorial de Mudança (CVA) é mais eficaz em área de floresta como a Amazônia brasileira devido às diferenças de verdor e luminosidade nessa fitofisionomia.

Nesse sentido, é possível avaliar que o método apresenta maior funcionalidade em zonas tropicais e subtropicais. Os autores Lorena *et al*, (2002) e Allen *et al*, (2018), ratificam 4 tipos de mudanças através do CVA. A primeira relacionada ao aumento da biomassa verde (perda de luminosidade e aumento do verdor) ; a segunda em relação ao desmatamento em florestas tropicais (aumento de luminosidade e diminuição do verdor) a partir da conversão de áreas florestais em plantações ou pastagens; a terceira mudança que indica a perda de biomassa;

(aumento tanto dos valores de verde e luminosidade); e a quarta mudança que foi obtida em áreas de queimadas ou corpos de água, onde os valores de verdor e luminosidade diminuem consideravelmente.

A revisão de trabalhos prévios mostra o incremento de publicações que destaca as vantagens do método CVA, portanto a seleção da unidade de análise e o método de comparação utilizado nesta pesquisa, consideram-se os mais adequados para a interpretação de mudanças na cobertura da terra.

Com base no exposto, os procedimentos utilizados, foram selecionados visando à integração de dados transformados, como entrada de dados bi temporais, o que possibilita maior informação para caracterizar a nível do pixel as mudanças na cobertura da terra.

Portanto, para a pesquisa em questão as técnicas e métodos (tabela 6) de detecção de mudanças selecionados: *Vegetation Index Differencing*, *Tasselled cap* e *Change Vector Analysis (CVA)*, atendem às necessidades do intérprete de acordo aos objetivos temáticos da pesquisa

Tabela 6 – Métodos comparativos baseados em técnicas por pixel para a detecção de mudanças utilizadas na pesquisa.

Técnica baseada em pixel	Caraterísticas Vantagens	Limitações	Vantagens
Tassalep Cap (TCT)	Índices utilizados em cada uma das bandas para diferenciar a humidade, brilho e verdor nas imagens.	Definição de limiares para a interpretação das classes. Não permite gerar matriz de erros.	Variações na refletância do solo, vegetação e conteúdo de água. Pode-se selecionar bandas individuais com menor correlação para obter melhores diferenças. Integração dos TCT ao algoritmo CVA. Interpretação de mudanças através das as texturas com maior contraste visual.
Diferença normalizada Vegetação (NDVI)	Diferenças entre as bandas vermelho e infravermelho próximo é medida de 0 a 1 onde 1 corresponde à maior resposta espectral obtida ao interagir com tecidos verdes.	É sensível a perturbações climáticas que podem afetar a informação contextual registada pelo pixel.	Identifica a saúde da vegetação, áreas com pouca ou nula atividade fotossintética. Reduz os impactos topográficos e efeitos de iluminação. (HUSSAIM <i>et al</i> , 2013) Monitoramento interanual da vegetação.
Change Vector Analysis (CVA)	Comparação bi-temporais entre imagens, descreve os componentes intensidade da mudança que é a diferença espectral das		Define os limiares das categorias de mudança, permite interpretar de maneira eficaz as perdas ou ganhos florestais. Comparação direta a nível do pixel.

imagens e a direção da mudança que é a A definição dos limites Diminui erros de sal e pimenta, efeitos do ruído e erros espaciais.

medida para interpretar as categorias de depende da definição do Pode utilizar grande quantidade de dados de mudança. intérprete. variáveis transformadas como dados de entrada: TCT, NDVI, Temperatura do solo (LST).

Estabelece mudanças da cobertura da terra Diferença 4 categorias de depois da comparação direta entre duas datas. mudança.

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022

3.4 Coeficiente de Concordância ou exatidão global.

Segundo Cabrera *et al*, (2011) para avaliar a exatidão temática de um mapa, deve-se verificar o nível de concordância global ou exatidão do mapa.

De acordo com Rodriguez e Boca (2012) a concordância global deve ser pelo menos de 85% e as categorias mapeadas devem ter um nível de precisão similar para serem consideradas como um produto de qualidade.

É calculada dividindo a soma dos valores da diagonal da matriz de erros, pelo número total de amostras coletadas N (FIGUEIREDO - OLIVEIRA,2007), para calcular-se tem-se a seguinte equação:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^n (a_{ii})}{N}$$

Eq. 9

Onde n número de categorias:

a_{ii} = somatório dos elementos da diagonal.

N = número total de amostras da matriz de erro.

Entretanto, para verificar a acurácia das categorias individuais são utilizados os seguintes coeficientes: A precisão do usuário, indica a probabilidade que a avaliação dos dados no mapa ou imagem corresponda à mesma categoria no campo, contrariamente, a acurácia do produtor, são atribuídos os valores de erro de outras categorias ou aquelas amostras que não foram classificadas corretamente (FIGUEIREDO - OLIVEIRA,2007; CABRERA *et al*, 2011), desta forma, está validação pode definir a categoria que pode ter sido classificada corretamente de acordo com as áreas de treinamento. Para a acurácia do produtor e usuário tem-se a seguinte equação:

$$Ap_i = \frac{a_j}{a_{ii}}$$

Eq. 10.

Onde:

a_j = Valor da categoria individual da diagonal.

a_{ii} = soma total de observações na coluna marginal.

Acurácia do *Usuário*:

$$Au_i = \frac{a_i}{a_{ij}}$$

Eq. 11.

Onde.

a_i = Valor da categoria individual da diagonal.

a_{ij} = soma total de observações na linha marginal

Para a avaliação de todos os elementos da matriz de erro, é utilizado a análise Kappa, que permite medir a exatidão de mapeamento (Fonseca,2000) , baseado nos níveis mínimos aceitáveis em uma classificação, como é ratificado por Padro (2019), permite avaliar a fiabilidade da atribuição de pixels em um método classificador de objetos.

Para definir o grado de exatidão, tem-se os seguintes índices (tabela 6): a escala está categorizada de 0 a 1, assim os valores obtidos acima de a 0.6 a 1, tendem a ser de melhor desempenho em uma classificação..

Tabela 7 – Índices Kappa e o desempenho da classificação

Índice Kappa	Despenho
0	Péssimo
0-0.2	Ruim
02-0.4	Razoável
0.4-0.6	Bom
0.6-0.8	Muito Bom
0.8-1	Excelente

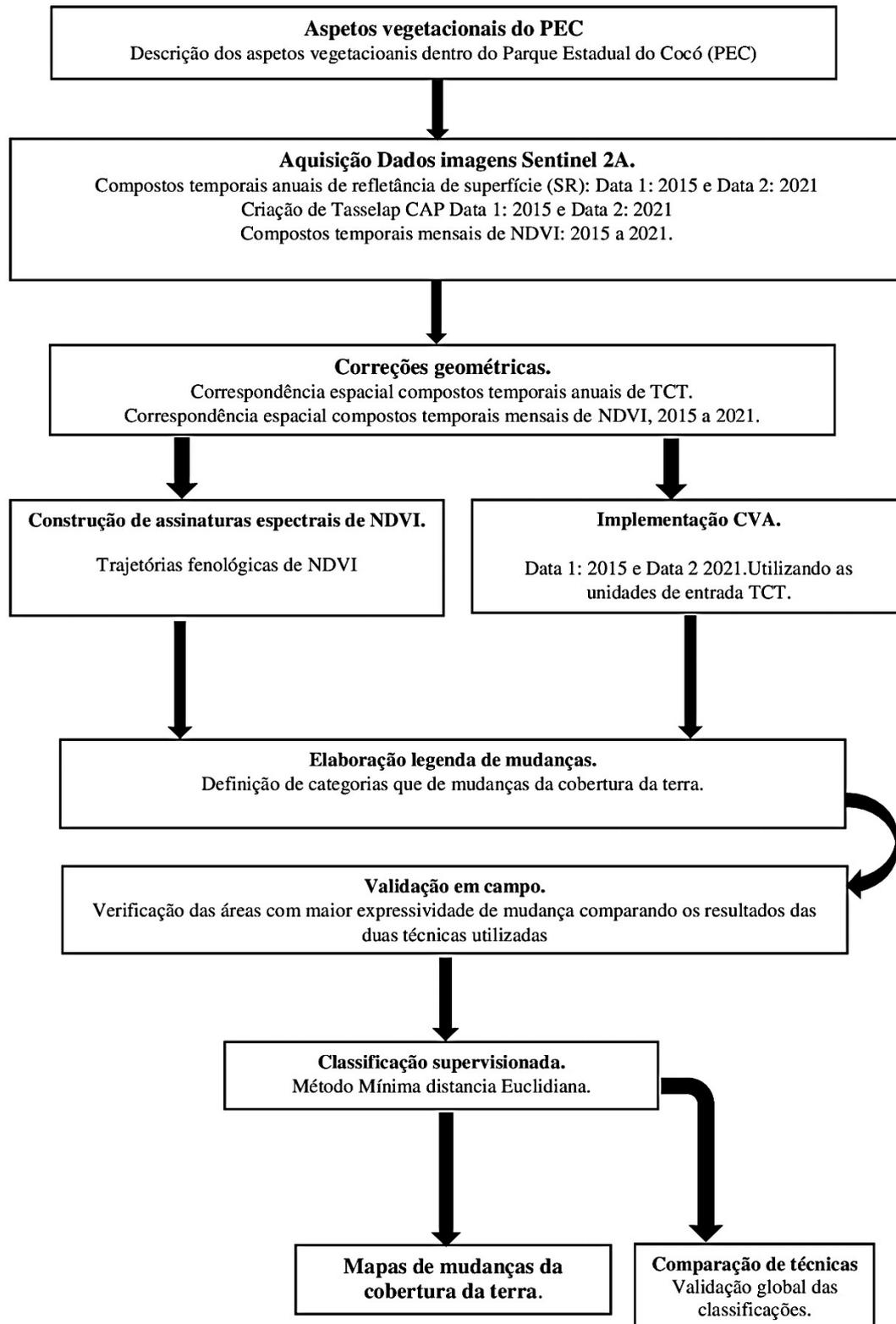
Fonte: Adaptada de Fonseca (2000).

4 PROCEDIMENTOS OPERACIONAIS E METODOLOGICOS

Os procedimentos metodológicos correspondem à interpretação de material bibliográfico e as técnicas de detecção de mudanças selecionadas, além de pesquisas desenvolvidas para a implementação de técnicas que visam identificar mudanças na cobertura da terra. A seguir são descritas as fases que compõem a pesquisa.

As etapas para detectar as mudanças na cobertura da terra através de técnicas e métodos de detecção de mudanças em sensores, apresenta no seguinte esquema (Figura 13).

Figura 13 – Esquema metodológico dos procedimentos e métodos de detecção de mudanças utilizadas na pesquisa.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

4.1 Aspetos vegetacionais.

Neste tópico refere-se a análise dos diferentes tipos de coberturas e aspetos vegetacionais do PEC, baseado nos documentos oficiais e pesquisas realizadas por diferentes autores, a fim de estabelecer uma a distribuição espacial dos aspetos vegetacionais definida anteriormente pelos autores. Vale ressaltar que as descrições correspondem à vegetação mais representativa dentro do PEC, que, devido ao detalhe espacial e espectral das imagens utilizadas na pesquisa, pode ser visualmente interpretada.

Esta caracterização da vegetação será igualmente apoiada por uma validação de campo, uma vez obtida os resultados das mudanças do método CVA e as séries temporais de NDVI, ao mesmo tempo o tipo de vegetação pode ser validado, a fim de confirmar a cobertura atual à que corresponde o tipo de mudança.

4.2 Aquisição de dados

Para a análise de detecção de mudanças da cobertura da terra no Parque Estadual do Cocó foram utilizadas imagens de *Sentinel 2A MultiSpectral Instrument* (MSI), fornecidas pela *Europea Space Agency* (ESA), consideradas imagens de escala média, foram selecionadas por apresentar uma frequência temporal ou revisita de 5 dias, fornecendo imagens de alta qualidade radiométrica (12 bits) e resolução de 10 metros por pixel, 20 ou 60 metros (ESA,2022).

Sendo adequadas para representar as informações temáticas no mapa a escala 1:25000. Na tabela 8 se mostra as especificações técnicas do sensor:

Tabela 8 – Bandas espectrais do sensor Sentinel 2A.

	Sentinel 2A Comprimento de onda	Resolução Espacial
Banda 1 Aerosol	0.43 – 0.45 μm	60 m
Banda 2 Blue	0.45 – 0.52 μm	10 m
Banda 3 Green	0.54 – 0.57 μm	10 m
Banda 4 Red	0.65 – 0.68 μm	10 m
Banda 5 Red edge 1	0.69 – 0.71 μm	20 m
Banda 6 Red edge 2	0.73 – 0.74 μm	20 m
Banda 7 Red edge 3	0.77 – 0.79 μm	20 m
Banda 8 Near Infrared (NIR 1)	0.78 – 0.90 μm	10m
Banda 8A Near Infrared (NIR 2)	0.85 – 0.87 μm	20 m
Banda 9 Water vapour	0.93 – 0.95 μm	60 m

Banda 10 Cirrus	1.36– 1.39 μm	60 m
Banda 11-Swir 1	1.56 – 1.65 μm	20 m
Banda 12 -Swir 2	2.10 – 2.28 μm	20 m

Fonte: Europea Space Agency (ESA) .2022.

4.2.1 Compostos temporais anuais de refletância de superfície (SR)

A fim de realizar-se as comparações temporais do algoritmo CVA, serão utilizadas as imagens que correspondem ao período entre os anos 2015 a 2021. Para o pré-processamento das imagens se utilizou a plataforma *Google Earth Engine* (GEE), através de funções específicas de processamento.

Para obtenção das imagens de satélite Sentinel2A com menor cobertura de nuvens, bem como filtragem de bandas e datas foi executado o seguinte código (Figura 14):

Figura 14 – Código Javascript para aquisição de dados.

```
var dataset = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2')
    .filterBounds(Parque)
    .filterDate('2021-10-01', '2021-12-31')
    .filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 10))
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

O fluxo de trabalho de preparação de dados iniciou-se com a leitura do *Dataset* de Imagens Sentinel 2A, “*ee.ImageCollection* (‘COPERNICUS/S2’)”, estas são fornecidas com o nível de processamento de *Refletância de Superfície* (SR) e corrigidas geometricamente (ESA,2021), garantindo a correspondência espacial entre as séries de imagens filtradas.

Enquanto à escala temporal, esta foi definida para os anos 2015 e 2021 a partir da função “*filterDate* (‘2015-10-01’, ‘2015-12-31’) e (‘2021-10-01’, ‘2021-12-31’)”. Para a filtragem de bandas a partir da função “*filterBounds* (Parque)”, correspondentes a área de interesse, o Parque Estadual do Cocó, foi utilizado um arquivo *shapefile* que define o seu limite.

Além disso, para obter grânulos menos turvos nas imagens, foi utilizado a função. “*filter*(*ee.Filter.lt* (‘CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE’, 10))” para selecionar na série de imagens filtradas as cenas com apenas 10% de cobertura de nuvens.

Finalmente para aplicar o algoritmo para mascarar as nuvens (Figura 15) e diminuir os efeitos produzidos pela contaminação ou erros de ruído.

Foi utilizada a função “*Function mask2clouds*(*image*)”, para indicar condições claras nas imagens, sendo selecionada a banda ‘QA60’ que contém a informação da cobertura de nuvens no Sentinel 2A.

As nuvens densas são filtradas a partir do bit 10, e nuvens tipo cirrus no bit 11 (Figura 15). Com o objetivo de obter a saída da função com reflectância (SR) como fator, a imagem dividida através do seguinte código: “return image.updateMask(mask).divide(10000)”.

Figura 15 – Código Javascript detecção de Coberturas de Nuvens.

```
function maskS2clouds(image) {
  var qa = image.select('QA60');
  var cloudBitMask = 1 << 10;
  var cirrusBitMask = 1 << 11;

  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cirrusBitMask).eq(0));

  return image.updateMask(mask).divide(10000);
}

var dataset = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2')
  .filterBounds(Parque)
  .filterDate('2021-10-01', '2021-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 10))
  .map(maskS2clouds);
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Em seguida, a função “.map(mask2clouds)” é aplicada coleção de imagens definida (Figura 15). Para obter a mediana da série temporal das imagens (Figura 16) é aplicado ao ‘dataset’ a função “*Statistical median*”, é gerada uma imagem individual que represente a tendência central dos valores de refletância (SR) de toda a série temporal.

Para tal, foram selecionadas as bandas espectrais: verde (560nm 665nm), vermelha (665nm 842nm), Infravermelho próximo (842nm 865 nm) e infravermelho de ondas curtas (1375nm 1610nm).

Figura 16 – Código Javascript composto temporal para a coleção de imagens

```
var tci = dataset.median().select( "B3", "B4", "B8", "B11"
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

4.2.2 Compostos temporais mensais do Índice Diferença Normalizada (NDVI)

A fim de realizar os compostos temporais de NDVI, foi definido o filtro de tempo mensal e foi calculado Segundo Holben (1986), o método *Maximum Value Compositing* (MVC) que consiste em atribuir o valor máximo (*Max*) de NDVI, para cada uma das coleções de imagens da série temporal, através da função composto máximo (Max) fornecido pela plataforma *Google Earth Engine*.

Na figura 17 a partir da função “ee.ImageCollection()”, é carregada a coleção de imagens, indicado um filtro de tempo “.filterDate” e as bandas necessárias para a análise.

Figura 17 – Código Javascript definição de séries temporais de NDVI.

```
var Serie_Outubro = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2')
  .filterDate('2018-10-01','2018-10-31')
  .filterBounds(parque)
  .select('B4','B8');
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Usando a função “normalizedDifference” (figura 18) é calculado o NDVI para as imagens selecionadas no filtro de tempo. Como saída da função “addNDVI” se adiciona uma banda a partir do parâmetro “addBands” de nome “ndvi” a cada uma das imagens selecionadas.

Figura 18 – Código Javascript criação da função para calcular NDVI.

```
var addNDVI = function(image){
  var ndvi = image.normalizedDifference(['B8','B4']).rename('NDVI_Outubro').clip(parque);
  return image.addBands(ndvi);
};

var S2_NDVI_Outubro = Serie_Outubro.map(addNDVI);
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

A partir da função “limit()”, é possível definir o número de imagens a processar na variável definida como “S2_NDVI_Julho”. Para obter o composto de imagem, baseado nos índices de NDVI, foi aplicado a função “Statistical max”, na qual se gera uma imagem individual que tem atribuído os valores máximos registrados na série mensal.

Finalmente, para exportar o composto de NDVI máximo, no formato GeoTiff, a função “Export.Image.to Drive”, permite estabelecer argumentos da imagem de saída que será adicionada em pasta destinada no Drive do editor (Figura 19).

Figura 19 – Código Javascript para calcular NDVI valor máximo

```
var Composto_Temporal_mes = S2_NDVI_Outubro.sort('system:time_start', false).limit(12);
var Ndvi_Outubro = Composto_Temporal_mes.select('NDVI_Outubro').max().set('month', 10)

Export.image.toDrive({
  image: Ndvi_Outubro,
  folder: "Nome",
  region: parque,
  description: 'NDVI_Outubro_2018',
  scale: 10});
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Realizados os passos anteriores, repete-se todo o processo para os compostos temporais mensais de NDVI para os anos da análise da pesquisa.

Para a seleção dos compostos temporais de NDVI foram selecionados os meses de outubro, novembro e dezembro (Tabela 8), período seco do ano para a área de estudo

(FUNCEME, 2022). Os períodos de chuva foram excluídos, a fim de diminuir a interferência da nebulosidade que afetem os registros mensais de NDVI. Além de que as assinaturas espectrais das coberturas da terra serão interpretadas a partir do software de geoprocessamento Qgis, portanto, o alto volume de séries temporais podem requerer alto rendimento tecnológico para a análise, representando uma limitante para interpretação das trajetórias fenológicas.

Na tabela 9 se mostra a organização para construir as 21 séries de NDVI mensais dos anos 2015 a 2021.

Tabela 9 – Compostos temporais mensais de NDVI Sentinel 2A

	Mês de Outubro	Mês de Novembro	Mês de Dezembro
Ano 2015	Composto Temporal-Max 2015-1	Composto Temporal-Max 2015-2	Composto Temporal- Max 2015-3
Ano 2016	Composto Temporal-Max 2016-1	Composto Temporal-Max 2016-2	Composto Temporal- Max 2016-3
Ano 2017	Composto Temporal-Max 2017-1	Composto Temporal-Max 2017-2	Composto Temporal- Max 2017-3
Ano 2018	Composto Temporal-Max 2018-1	Composto Temporal-Max 2018-2	Composto Temporal- Max 2018-3
Ano 2019	Composto Temporal-Max 2019-1	Composto Temporal-Max 2019-2	Composto Temporal- Max 2019-3
Ano 2020	Composto Temporal-Max 2020-1	Composto Temporal-Max 2020-2	Composto Temporal- Max 2020-3
Ano 2021	Composto Temporal-Max 2021-1	Composto Temporal-Max 2021-2	Composto Temporal- Max 2021-3

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

4.3 Correções geométricas

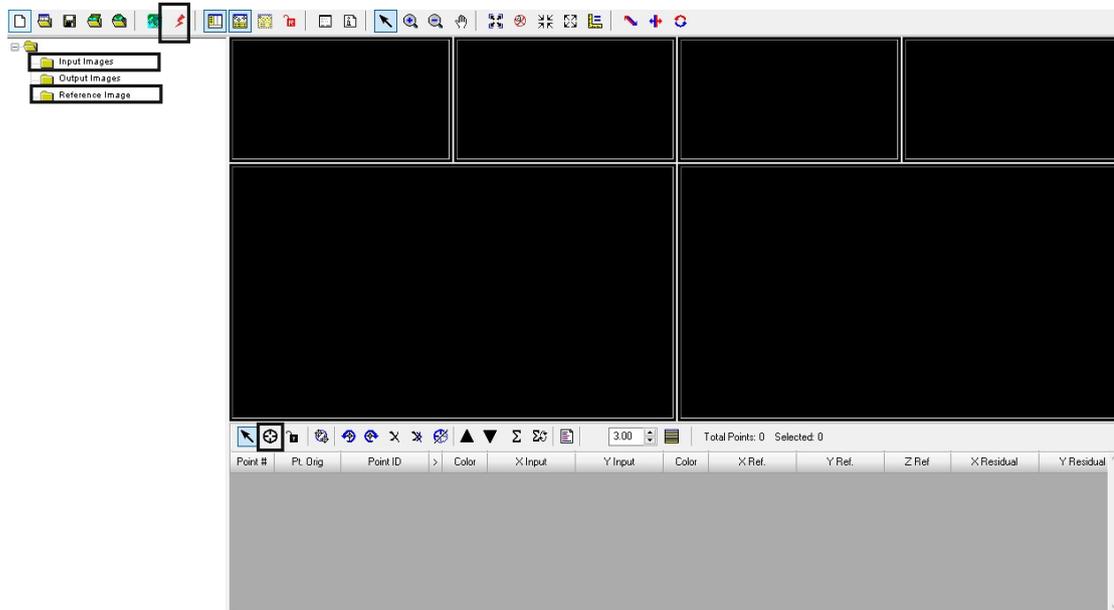
Para o processo de correções geométricas dos compostos temporais gerados, foi necessário reprojeter a área de estudo para o sistema de projeção Transversa de Mercator (UTM), Zona 24 Sul, Datum SIRGAS 2000.

Esta etapa consiste em obter a correspondência espacial das imagens selecionadas, para tal foi utilizado o módulo *AutoSync WorkStation* do Software Erdas Imagine 2015, que permite selecionar o modelo de transformação das imagens, a fim de reduzir o deslocamento relativo entre elas, causados por distorções existentes na imagem, ou pela imprecisão dos dados de posicionamento da plataforma (CRÓSTA, 2002; FEDOROV, 2002; LEACH; COOPS e OBRKNEZEV, 2019)

Para este efeito, este software permite a criação de pontos de controle conhecidos (GCP) na imagem de referência, e os compara com a imagem a ser corrigida. Para este

procedimento, executa-se no Autosync o quadro a ser preenchido, como pode observar-se na figura 20. Em seguida é carregado o composto temporal 2021, como “Reference Image” e o composto temporal 2015 como “Input Image” e utiliza-se a ferramenta “Create GCP” para criar os pontos de controle.

Figura 20 – Interfase do Modulo AutoSync de Software Erdas Imagine



Fonte: Erdas Imagine, 2015.

Posteriormente é executado a tecla “RUN” e se gera um relatório de informação das coordenadas dos pontos de controle, coordenadas estimadas e os “tie point”, sendo os pontos com o erro residual. A soma total dos RMS considera o nível de precisão ou exatidão do modelo de transformação (CHUVIECO 1995).

Finalmente seleciona-se a opção “save as” escolhendo a opção do vizinho mais próximo, possibilitando a criação da imagem corrigida, a fim de que as informações do grid das imagens não sejam modificadas abruptamente em relação à imagem original. Realizados estes passos repete-se todo o processo para os compostos temporais mensais de NDVI.

O acima referido tem sido um dos métodos mais tradicionais de correção geométricas em imagens, no entanto para a pesquisa em questão os produtos Sentinel 2A fornecidos pela plataforma GEE têm correspondência geométrica dos pixels e correções radiométricas garantido o pré-processamento digital das Imagens, sendo assim se verificou visualmente está correspondência. Além disso, a correção geométrica não constituiria um

elemento crítico dentro da área de estudo, uma vez que é considerada uma área com baixa topografia.

4.4 Implementação CVA

4.4.1 Método Transformação Tasselap CAP (TCT)

Uma vez obtidos os Compostos temporais anuais de refletância de superfície (SR) para os anos 2015 e 2021, foram selecionadas as bandas espectrais: verde (560nm 665nm), vermelha (665nm 842nm), Infravermelho próximo (842nm 865 nm) e infravermelho de ondas curtas (1375nm 1610nm) neste caso do composto temporal 2021(parque2021). Em seguida, a função ‘expression’ é aplicada para multiplicar e totalizar os valores de cada uma das bandas, sendo a expressão estatística que permitiu realizar a combinação linear.

Foram utilizados os coeficientes TCT para imagens Sentinel 2A (NEDKOV,2017), em cada uma das bandas selecionadas nesta pesquisa verde (B4), vermelho (B5), infravermelho próximo (B8) e infravermelho de ondas curtas (B11).

Uma vez definidos os parâmetros iniciais, se obteve uma imagem individual que representa os componentes de Tasselap CAP do verdor ou luminosidade, neste caso para o componente ‘luminosidade’ do ano 2021, como pode observar-se na figura 21.

Figura 21 – Código Javascript para gerar os componentes Tasselap CAP em Google Earth Engine.

```
var b3= parque2021.select ('b1')
var b4= parque2021.select('b2')
var b8= parque2021.select('b3')
var b11 = parque2021.select("b4")

var Luminosidade = parque2021.expression("(b3 *0.1360) + (b4 * 0.2611)+ (b8*0.3895)+ (b11*0.3882)",{
  b3: parque2021.select("b1"),
  b4: parque2021.select("b2"),
  b8: parque2021.select("b3"),
  b11: parque2021.select("b4")
}).rename('luminosidade2021')

Map.addLayer('luminosidade2021')
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Neste trabalho, foi considerada a transformação Tasseled Cap, a fim de ser utilizada como camadas de entrada no algoritmo CVA, para melhorar a separabilidade espectral entre classes e distinguir melhor as mudanças da cobertura da terra.

4.4.2. Detecção de mudanças com o método CVA.

O seguinte bloco de código permite elaborar o algoritmo Change Vector Analysis (CVA), na linguagem de programação python, de acordo com os passos descritos neste tópico.

No Editor de código de Arcgis, são importadas através do parâmetro “import arcpy” as ferramentas de geoprocessamento que tem associado as funções do software Arcgis, o passo seguinte consiste em importar o módulo “import.env” que permite conectar o ambiente local de trabalho do notebook através da função “env.workspace = ()”, onde se encontram as imagens de entrada, neste caso, os componentes TCT. O “arcpy.sa” ativa a funcionalidade de análise espacial, que inclui dados tipo raster. Na figura 22 se mostra a sequência inicial do código.

Figura 22 – Importação de funções e configuração do espaço trabalho.

```
... import arcpy
... from arcpy import env
... from arcpy.sa import
... env.workspace = ('')
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

A fim de identificar as imagens transformadas (MALILA,1980; ALLEN e KUPFER 2000; ALLEN *et al*, 2018), se criam objetos das datas de entrada do CVA: “l2015”, “v2015”, “l2021”, “v2021”, as datas de cada imagem fazem parte de cada um dos nomes das imagens transformadas a TCT. A seguir, se define a função “Float ()”, para extrair os valores decimais que contém os pixels nos TCT (Figura 23).

Figura 23 – Definição de dados de entrada no CVA.

```
... l2015 = Float('luminosidade2015.tif')
... v2015 = Float('verdor2015.tif')
... l2021 = Float('luminosidade2021.tif')
... v2021 = Float('verdor2021.tif')
```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

O próximo passo, consiste em estabelecer a variação espectral nos componentes de “luminosidade” e “verdor”, primeiro, define-se a variáveis “CIX” e “CIY”, e logo obtém-se a diferença espectral dos pixels, subtraindo as datas comparadas, através do código “l2021-l2021” e “v2021- v2015”. Como se evidencia na figura 24.

Para o cálculo do vetor de magnitude da mudança (MALILA,1980), é executada a função matemática “SquareRoot”, preencher os parâmetros definidos para o cálculo da distância euclidiana, e utiliza-se as variações espectrais obtidas no passo anterior como dados de entrada.

Figura 24 – Cálculo Magnitude de mudança

```

... cix = l2021 - l2015
... ciy = v2021 - v2015
... IntesidadeMudanca = SquareRoot(Power(cix,2) + Power(ciy,2))

```

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Uma vez criadas as variações espectrais entre as duas datas, é importado o módulo “import math” para executar operações trigonométricas, calcula-se a função inversa arcotangente, a partir de “ATan2”, definidos os parâmetros (“Ciy” - Luminosidade) e (“Cix” - Verdor), se transformam os valores de radianos em graus, e a conversão deve ser feita, multiplicando-se por 360 e dividido por “pi”, a fim de obter as trajetórias angulares, atribuídos aos pixels da imagem. Finalmente “save”, permite especificar os parâmetros de saída das imagens, fazendo o download das camadas computadas no ambiente local de trabalho do notebook (Figura 25).

Figura 25 – Cálculo Direção de mudança.

```

>>> import math
... DireçaoMudanca = ATan2 (ciy, cix) * 360.0 / math.pi
... output_path = ""
... DireçaoMudanca.save(output_path)
... MagnitudeMudanca.save(output_path)

```

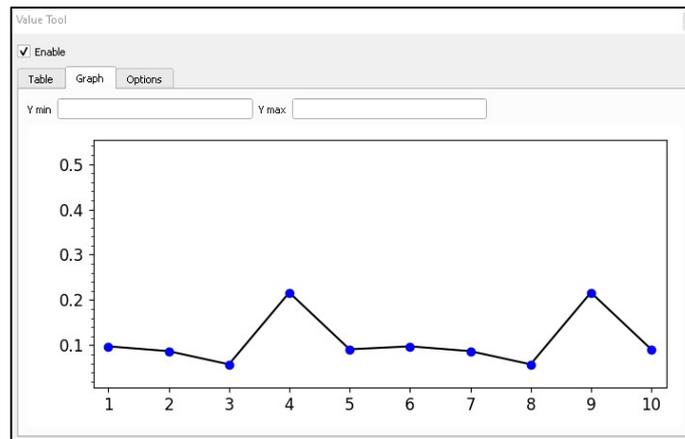
Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

4.5 Construção de assinaturas espectrais de NDVI.

Para definir as trajetórias de mudanças NDVI de 2015 a 2021, se realiza a comparação das curvas fenológicas das distintas coberturas da terra, com o objetivo de determinar as diferenças nas assinaturas espectrais de acordo com a saúde da vegetação. A interpretação de dados foi feita para a análise do valor mais alto de NDVI nos meses definidos na etapa de elaboração *dos Compostos temporais mensais do Índice Diferença Normalizada (NDVI)*.

As assinaturas espectrais serão interpretadas a partir dos gráficos da evolução temporal, feitos a partir de uma ferramenta do software Qgis “Value Tool”, seguindo o caminho, clica-se o pixel de interesse e abre-se assim, uma janela que plote o registrou máximo de NDVI para cada um dos compostos mensais das 21 séries de tempo, como mostra a imagem seguinte (Figura 26).

Figura 26 – Clip Value Tool para a interpretação de assinaturas espectrais.



Fonte: Qgis, 3.2., 2022.

4.6 Elaboração da legenda de mudanças

A legenda de mudanças é proposta para interpretar as alterações nas diferentes coberturas da terra, onde o objetivo é tipificar aquelas áreas que foram transformadas entre os períodos de análise. Estas interpretações serão adaptadas, a fim de definir os limiares no CVA, além de interpretar as trajetórias fenológicas de NDVI.

Desta forma, os tipos de mudanças definidos pelos autores Borrego, (2002); Romer *et al*, 2010; Vorovencii, (2017) e Allen *et al*, (2018) corroboram, as possíveis mudanças biofísicas que podem ser interpretadas a partir das variações espectrais dos componentes de luminosidade e verdor:

Degradação: o aumento do componente de luminosidade e diminuição do verdor, indicam perda de biomassa verde, portanto, aquelas áreas com maior desenvolvimento vegetal que foram convertidas a áreas desprovidas de vegetação, áreas de solo exposto ou áreas queimadas, serão tipificadas como áreas em degradação.

Recrescimento: na qual a diminuição da luminosidade e o aumento do verdor, indicam áreas de maior desenvolvimento da biomassa, que inclui vegetação remanescente de maior ou menor porte. Define-se como a conversão de zonas desprovidas de vegetação ou zonas alagadas a áreas com desenvolvimento vegetal.

Sem alteração: este tipo de mudança considera o aumento em ambos os componentes, luminosidade e verdor, o que permite diferenciar aquelas áreas que não precisam de grande espaço para o desenvolvimento da biomassa, principalmente áreas com menores perdas de biomassa ou sem alteração.

Alagamento: as reduções das respostas espectrais em ambos componentes (luminosidade e verdor) indicam processos de conversão de áreas com desenvolvimento vegetal

a zonas alagadas (ALLEN *et al*, 2018). Se definiu esta categoria a fim de identificar estas possíveis mudanças e validar em campo para a atribuição das classes correspondentes.

Como demonstrado na Tabela 10, definiu-se as quatro categorias dos tipos de mudanças, a validação se dá com a verificação em campo, na área de estudo.

Tabela 10 – Categorias de mudanças da cobertura da terra definidas na pesquisa

COBERTURA DA TERRA - ANO 2015	COBERTURA DA TERRA - ANO 2021			
	áreas sem vegetação	Vegetação densa	Vegetação herbácea	Superfícies de água
áreas sem vegetação	Sem alteração	Recrescimento	Recrescimento	Alagamento
Vegetação densa	Degradação	Sem alteração	Degradação	Alagamento
Vegetação herbácea	Degradação	Recrescimento	Sem alteração	Alagamento/
Superfícies de água	Degradação	Recrescimento	Recrescimento	Sem alteração

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

4.7 Trabalho de campo

Para contribuir na validação das interpretações prévias dos resultados obtidos pelos métodos de detecção de mudanças, nas áreas de estudo, o trabalho de campo foi feito entre os dias 31 de agosto, 3, 7 e 8 e 13 de setembro de 2022, nas seguintes áreas: Trecho 1, totalmente inserido no Município de Fortaleza e Trecho 2 compreendido por o Barragem do Cocó e nos Município de Fortaleza, Pacatuba, Maracanaú e Itaitinga.

Os pontos localizados no campo serão obtidos do GPS e será feito um registo fotográfico e anotações do tipo de mudança de cobertura da terra. Com intuito de fazer reconhecimento da área de estudo, mesmo que, definir as áreas de treinamento que representam a realidade em campo, e possam ser utilizadas para a realização das classificações supervisionadas nos compostos temporais de NDVI e o algoritmo CVA.

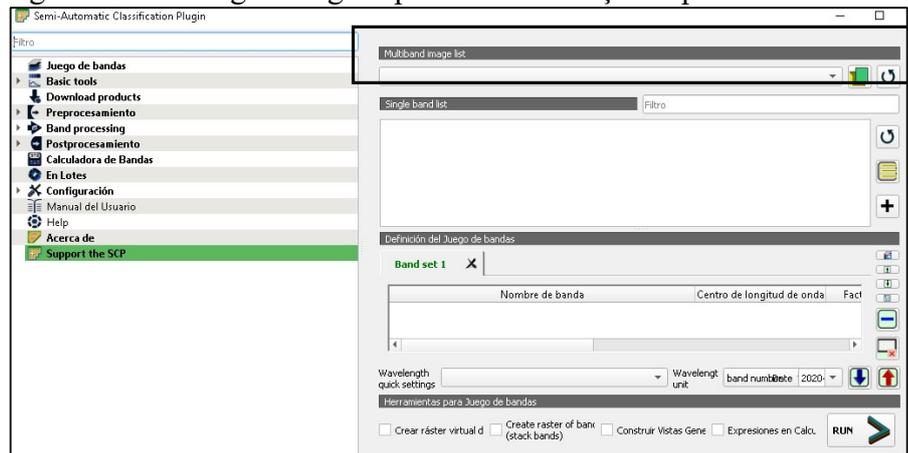
4.8 Classificação supervisionada

Para a classificação de imagens, é utilizado o software de geoprocessamento Qgis e a ferramenta *Semi-Automatic Classification (SCP)*. Antes de preencher os parâmetros deve-se considerar que as áreas de treinamento para segmentar as imagens foram selecionadas pelo interprete baseado na verificação a priori do terreno. Foi utilizada a camada *Magnitude da*

Mudança obtida pelo CVA e a camada de composição colorida do NDVI, a fim de agrupar os pixels por categorias de mudanças nas imagens.

Uma vez definidas as áreas de treinamento, o primeiro passo é carregar as imagens no software, seguindo o caminho “SCP>>Jogo de bandas>>Multiband image list”. Abre-se uma janela que é preenchida como mostra a seguinte (Figura 26).

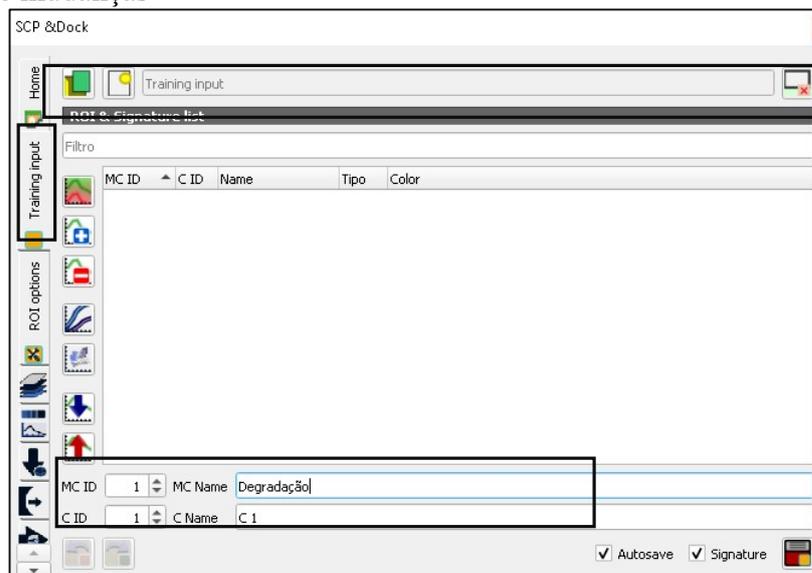
Figura 27 – Carregar imagens para a classificação supervisionada



Fonte: Qgis,3.2, 2022.

O passo seguinte, é adicionar as áreas de treinamento, este processo permite definir as 4 classes definidas na legenda de mudanças, para isso segue-se o caminho “SCP-DOCK>Training Input”, onde surge uma tabela que é preenchida com as classes de maneira manual, ou seja, a partir da digitalização das áreas de igual similaridade espectral, como sugere a figura seguinte (Figura 28).

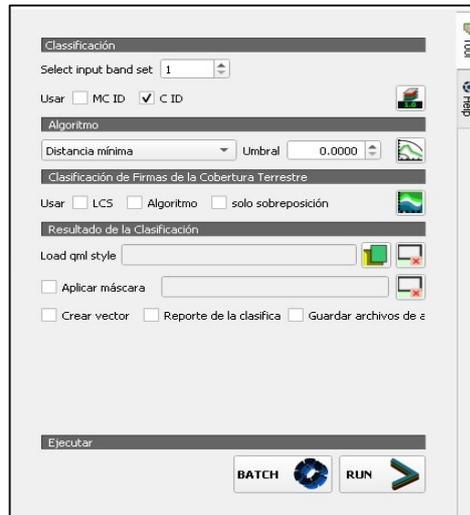
Figura 28 – Carregar áreas de treinamento e definição de classes de mudanças



Fonte: Qgis,3.2, 2022.

Uma vez definidas as regras para a segmentação de objetos da imagem, para agrupar as classes de mudanças, se utiliza o método classificador *mínima distancia* (CASTILLEJO, *et al*, 2014). Para este procedimento, através do seguinte caminho “SCP > BandProcessing > Classification”, surge uma janela como mostra a figura 29.

Figura 29 – Classificação de objetos baseado nas áreas de treinamento.



Fonte: Qgis,3.2, 2022.

Selecciona-se o algoritmo *mínima distância* e é executado a tecla “RUN”, a fim de obter-se assim, uma nova imagem classificada que representa as quatro categorias de mudanças da cobertura da terra. Tais classificações serão aplicadas tanto para os resultados de CVA e na análise das trajetórias temporais de NDVI.

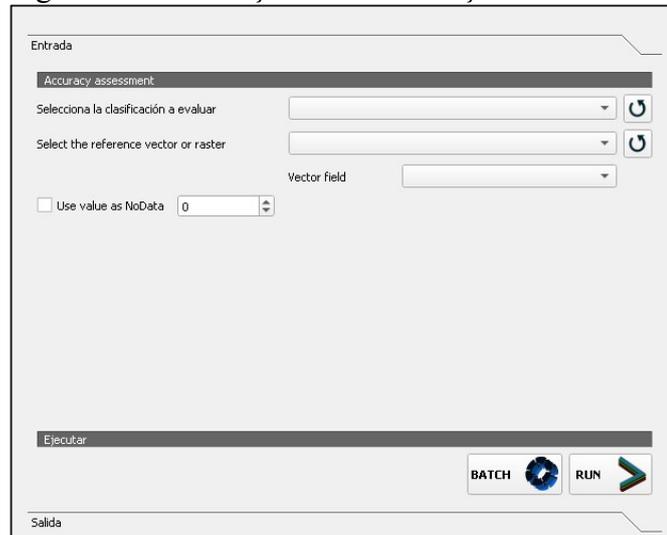
4.9 Comparação de técnicas classificadoras

Para a validação dos métodos classificadores, pode estimar-se o erro utilizando a matriz de erro ou confusão, neste caso a partir da classificação das imagens obtidas no passo anterior.

Para isso, é adicionada no Qgis, a imagem já classificada e as áreas para avaliação da precisão feitos de acordo aos pontos coletados na validação de campo, como ficheiro *Shapefile*, este último, deve conter na tabela de atributos, um “id” que indique o tipo de mudança, a fim de que o software diferencie os 4 tipos de classes atribuídas na pesquisa.

O passo seguinte, é utilizar a ferramenta, “SCP > PostProcessing > Accuracy”, surgindo uma janela que é preenchida com a classificação e os polígonos de treinamento, como mostra a figura seguinte (Figura 30).

Figura 30 – Validação da classificação



Fonte: Qgis,3.2, 2022.

Posteriormente é executado a tecla “RUN”, a fim de obter-se assim, um relatório com toda informação que contém a *matriz de erro ou confusão*, para validar a exatidão global e o desempenho da classificação.

5.0 Elaboração de mapas de mudanças

Esta etapa consistiu, na elaboração da cartografia temática, a partir dos resultados obtidos nas técnicas de detecção utilizados na pesquisa em questão, a informação será apresentada para cada um dos trechos que abrange o Parque Estadual do Cocó.

A fim de representar as unidades de mudanças na cobertura da terra, se elaboraram os mapas a escala, escala 1:25000 e se utilizará a unidade mínima no mapa de 0.5 ha.

5 RESULTADOS

5.1 Aspetos vegetacionais do PEC.

A seleção dos métodos de detecção de mudanças para a pesquisa em questão, visa identificar as diferenças espectrais entre duas datas 2015-2021 com o CVA e a evolução temporal da vegetação baseada na história passada e atual do pixel com séries de NDVI, para definir padrões de alteração, sem realizar um levantamento prévio da cobertura da terra.

Embora para estabelecer os processos de mudanças na cobertura da terra, foi fundamental identificar unidades de cobertura da terra mais representativas e sua relação com as atividades humanas, visando compreender os diferentes modos de ocupação e práticas antropogênicas que levaram a alterações na área de estudo.

Para a data de referência 2015 conforme aos trabalhos publicados por vários autores tais como Souza (2009), Santos (2006, 2011, 2017), SEMACE (2016), permitiram compreender as principais coberturas naturais de importância no Cocó.

O plano de Manejo do Parque Estadual Cocó (2020) facilitou a identificação das unidades de cobertura em relação a data prevista 2021 nesta pesquisa, já que o estudo apresenta um levantamento planimétrico obtida por um veículo aéreo não tripulado (VANT) do ano 2018 com resolução espacial de 0,1 m apresentando informações detalhada e precisa da área de estudo.

A seguir são apresentadas as descrições associadas às diferentes unidades de cobertura da terra no PEC. Vale ressaltar que com base nas observações de campo, estas informações foram constatadas a fim de verificar o tipo de cobertura atual e compreender os resultados obtidos nos métodos de detecção de mudanças da pesquisa em questão.

5.1.1. Manguezal.

O manguezal é a cobertura mais representativa do PEC. Caracteriza-se por estar associado a ambientes úmidos, lamacento e encharcado, sendo esta vegetação sujeita à ação dos mares e a dinâmica fluviomarina para seu desenvolvimento, o que a torna uma espécie de importância por ser tolerante a níveis altos de salinidade da água e a sua capacidade para gerar matéria orgânica particulada e dissolvida para os ecossistemas estuarino e marinho e na proteção contra a erosão da linha de costa.

Santos (2011), enfatiza que este tipo de cobertura se encontra em avançado estágio de regeneração, já que o declínio das atividades salineiras permitiu que algumas espécies se desenvolveram ao longo do PEC, no entanto atualmente é possível observar as áreas que se encontram em decurso de regeneração e que se diferenciam por apresentar manchas dispersas de salgados o que sugere áreas em processo de degradação devido à perda da vegetação natural. Estas áreas podem ser verificadas, no catálogo de imagens de Google Earth, em uma imagem com data de 13/08/2021, como mostra a figura seguinte (Figura 31).

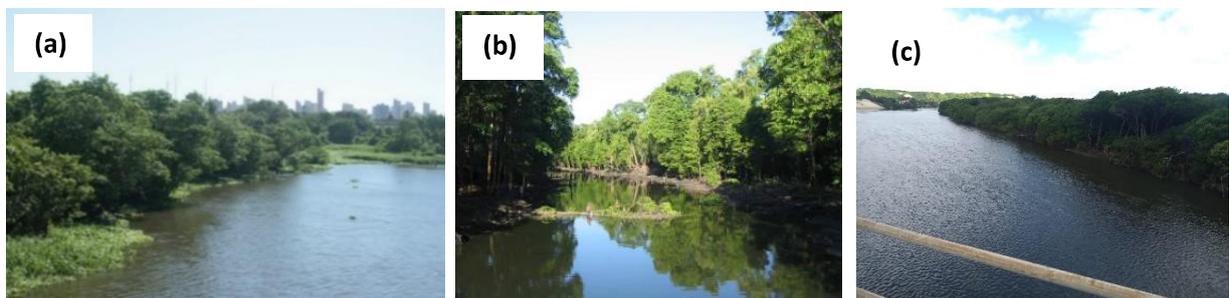
Figura 31 – Manchas em processo regenerativo após ter sido um espaço degradado pela atividade salinizada



Fonte: Google Earth 2021.

Os trechos onde os manguezais são mais exuberantes, segundo o Plano Estadual do Cocó são as trilhas de visitação do Cocó (entre as Avenidas Eng. Santana Júnior e Sebastião de Abreu) e da Sebastião de Abreu até a foz da bacia. Nestas áreas, dominam florestas de mangue com predominância de *Avicennia germinans* (Mangue-preto), bem distribuída pelos manguezais do PEC, *Rizophora mangle* (Mangue-vermelho), nos trechos mais próximos da calha do rio e, em menor densidade *Avicennia schaueriana* e *Conocarpus erectus* (Mangue-de-botão), além de que os manguezais, com maior desenvolvimento se localizam nas áreas do rio cocó, como pode ser verificado na figura 32.

Figura 32 - a. Vegetação de mangue regenerado no rio Cocó. b. vegetação de mangue do rio Cocó jusante da ponte sobre a av. Eng. Santana. c. Estado atual do manguezal no PEC visão a partir da ponte sobre o rio Cocó.



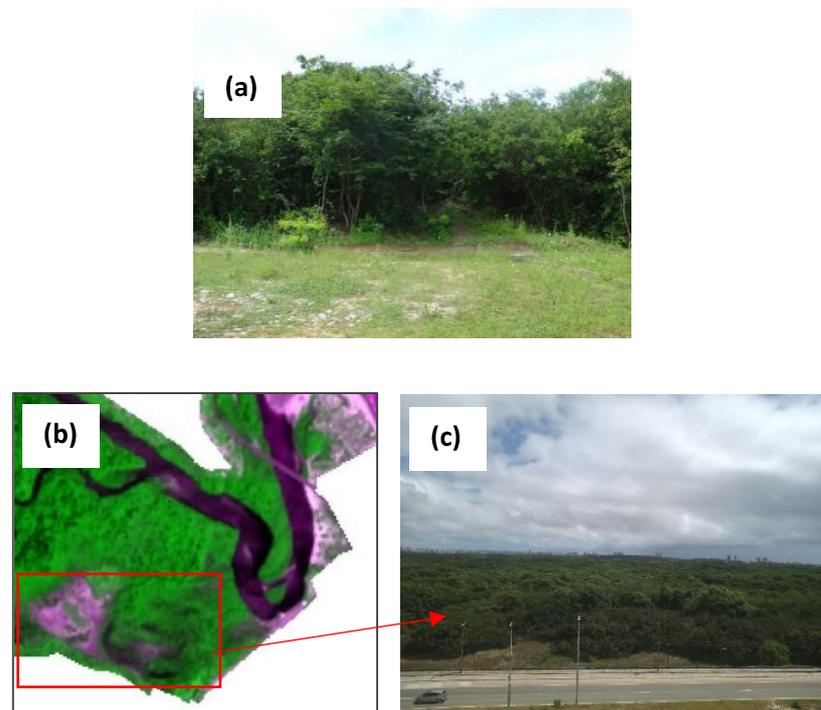
Fonte: Souza (2009), Santos (2006), Autor (2022).

5.1.2. campos de dunas

De acordo com o Plano Estadual do Cocó se apresenta uma unidade dentro do PEC de igual composição florística do Parque Municipal de Sabiaguada (PNM), com presença de arbustos e floresta e com potencial de reservas de águas subterrâneas passíveis de utilização (SOUZA,2009), característica principal dos campos de dunas fixas inseridos dentro dos limites do PEC.

No trecho 1 entre Parque Municipal de Sabiaguada (PNM) e nas proximidades do rio Cocó ao sudeste da área de estudo, é possível identificar florestas de dunas fixas em bom estado de conservação (Figura 33), grande parte devido à pouca intervenção que elas tiveram nos últimos anos que, de acordo com Arcadis (2020), se deve ao fato de que as limitações de acesso são condicionadas por áreas tais como Apicum, além de que seu acesso é limitado por terrenos privados.

Figura 33 - a. Padrão fisionômico da vegetação sobre dunas fixas. b. Combinação RGB do composto temporal de imagem Sentinel 2 de 2021, mostrando a localização dos campos de dunas e floresta de dunas dentro do PEC. c. vegetação característica das dunas fixas no PEC visão a partir do Parque Municipal de Sabiaguada.



Fonte: Souza (2009), Autor (2022).

Por outro lado, devido às dificuldades de acesso dentro do PEC, não foi possível verificar este tipo de unidade, no entanto foi possível identificar dunas fixas e semifixas dentro PNM, na figura 34, se evidencia as dunas fixas e semifixas contiguas ao PEC de características

similares à área de estudo. Foi possível evidenciar que a rodoviária Sabiaguada interromperam a continuidade das dunas entre o PNM e o PEC, do mesmo modo que áreas de vegetação foram removidas pelas comunidades locais para construções antrópicas, tais como: locais comerciais e turísticos na proximidade desta importante conexão comercial.

Figura 34 - a. Dunas fixas com lagoas interdunares contínuas ao PEC
b. Dunas semifixas com vegetação pioneira complexo Sabiaguada.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Souza (2009) afirma que esse recobrimento vegetal é fundamental na fixação das dunas anulando os efeitos da ação eólica indicando maior desenvolvimentos dos solos e condições fitoestabilizadoras. Nesta unidade destacam-se espécies de porte arbóreo-arbustivo. Dentro das arbóreas, destaca-se o cajueiro (*Anacardium occidentale*), a timbaúba (*Enterolobium timbouva*), o murici (*Byrsonima gardneriana*) e o xixá (*Sterculia striata*) (ARCADIS,2020).

5.1.3. – Sedimento lamoso

Estas áreas são características de áreas alagadas ou solos localizados em planícies fluviomarinhas, o que torna possível evidenciar esta unidade de cobertura, uma vez que a atividade fluvial ativa dos canais de água nas proximidades dos manguezais geram um alto transporte de sedimentos com alta concentração de matéria orgânica (SEMACE,2016).

Souza (2009) ratifica que este tipo de sedimentos, uma vez que passam pelo processo de deposição, permite a impermeabilização dos solos, permitindo que se formem inundações periódicas com problemas de salinização e escoamento lento, favorecendo assim à acumulação de água superficial em áreas de topografia plana. Na figura 35 se observa o tipo de sedimento lamoso associada às áreas de manguezal, mesmo que ocorre nas áreas de inundações sazonais com este tipo de sedimentos.

Figura 35 - a. Sedimento lamoso em a planície fluviomarinha nas proximidades as áreas de manguezal dentro do PEC. b. Inundação sazonal dentro da planície fluviomarinha do rio Cocó.

c. Sedimento lamoso continua às áreas de Manguezal nas proximidades do rio cocó, ao sul do bairro Cidade 2000, Fortaleza.



Fonte: Souza (2009), Semace (2016), Autor (2022).

Na verificação em campo, observou-se que nestes ambientes as áreas de encharcamento são de baixa profundidade, o que determina o tipo de alagamento, seja permanente ou estacionário, principalmente os estacionários estão relacionados ao acúmulo de água das chuvas de princípio dos meses do ano (SEMACE,2016).

5.1.4. Carnaubais (*Copernicia prunifera*)

Este tipo de vegetação está associado a planícies ribeirinhas que se localizam nas bordas dos cursos da água, característica de terrenos alagados, em grande parte do ano, mesmo que, pelas condições fitovegetacionais, pode adaptar-se a longos períodos de estiagem, sendo está a palmeira endêmica da Caatinga mais representativa no semiárido do Brasil (SEMACE, 2016). No entanto, foi possível verificar que ao redor deste ambiente predomina vegetação arbórea e arbustiva que constituem barreiras físicas à entrada nessas áreas (Figura 36).

Figura 36 - a. Vegetação típica de carnaubais no semiárido do Brasil. b. Vegetação arbustiva seca como zona de transição às áreas de carnaubais no bairro Cajazeira. c. Carnaubais nas proximidades as áreas urbanas do PEC.



Fonte: SEMACE (2016), Autor (2022).

Segundo Arcadis (2020) a cera extraída das folhas da carnaúba tem sido uma das atividades econômicas importantes para o Ceará no século XIX e XX. Na atualidade, esta situação é previsível, já que foi constatado dentro do Trecho 2, no bairro Cajazeira na R.

Francisco Nogueira que algumas áreas utilizam técnicas tradicionais de extração das folhas ou palha, além de realizar desmatamento e queimadas nos trechos onde está vegetação está presente de uma forma mais desenvolvida.

Na figura 37, foram observadas as carnaúbas que têm sido degradados, provavelmente para sua exploração comercial, mesmo que, no Trecho 1, no bairro Salinas foi possível verificar que este tipo de vegetação pode ser encontrado nas áreas urbanizadas contínuas ao PEC, sendo um fator de pressão exercida pelo adensamento urbano dentro destes ambientes.

Por estes motivos o Plano Estadual do Parque do Cocó destaca que este ambiente é considerado severamente degradado, tornando difícil encontrar áreas em bom estado de conservação.

Figura 37 - a. Trechos de carnaúbas desmatados, sem cobertura vegetal nas proximidades do rio Cocó. b. Vegetação carnaúba com atividades de extração das folhas, no bairro Cajazeira contínua a R. Francisco Nogueira. c. áreas urbanizadas sobre as áreas de carnaúbas.



Fonte: ARCADIS (2020), Autor (2022).

5.1.5 Vegetação aquática herbácea

Este ambiente é caracterizado pela presença de vegetação herbácea, em ambientes paludosos e brejosos, permanentes ou temporários, que se adaptam às águas doce e salgada. Dentro do PEC esta vegetação pode ser vista margeando o manguezal e pequenos brejos próximos ao carnaubal. Além desses ambientes o crescimento desta vegetação é evidenciado nos corpos de água, tais como: lagoas localizadas no bairro Aerolândia e o barragem artificial de contenção de cheias do Cocó o que favoreceu o aumento de extensas áreas alagáveis com este tipo de vegetação (ARCADIS,2020).

Contudo, algumas espécies como o aguapé (*Eichhornia crassipes*), e em menor proporção a alface de água (*Pistia stratiotes*) é um indicador da poluição artificial que, na atualidade afeta o PEC, já que estas espécies são utilizadas para a depuração de corpos de água

poluídos (SOUSA, 2020) adaptando-se a ambientes eutrofizados que abrangem extensas superfícies de água. Na figura 38, se observa áreas de alagamento permanente, onde a presença destas comunidades vegetais é maior.

Figura 38 - a. presença de macrófitas aquáticas margeando o manguezal em uma trilha de visitação do público no PEC. b. área de vegetação aquática herbácea que abrange grande parte dos corpos de água permanente. c. Crescimento de vegetação natural herbácea e o aguapé (*Eichhornia crassipes*), como consequência do processo de eutrofização junto à empresa Reversora de Água e Esgoto no bairro Aerolândia.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

A diferença da Aguapé, a presença de vegetação natural herbácea com influência fluvial (SEMACE,2016), são visivelmente identificados nos terrenos brejosos e paludosos temporários. Na figura 39, se observou que estas comunidades vegetais se interpõem como barreiras físicas entre a vegetação de mangue.

Figura 39 - a. Aspecto da vegetação aquática herbácea com maior desenvolvimento no interior do PEC. b. Ambientes paludosos, com pequenas lagoas sazonais, com presença de macrófitas aquáticas que ocupa esses habitats do PEC, próximo ao bairro Cidade 2000. c. Area de contanto entre zonas brejosos e paludosos, com vegetação herbácea e zonas com solos lamacento e encharcado com vegetação de mangue (ao fundo) no bairro cidade 2000, em Fortaleza.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.1.6 Vegetação tabuleiro

Este ambiente florestal apresenta comunidades tipo arbórea e arbustiva, sendo sua composição derivada da presença do Cerrado e da Caatinga, com presença, também de algumas espécies de Mata Atlântica e da Amazônia com exceção das áreas do manguezal. Dentro das

espécies na floresta do PEC, podem se evidenciar árvores como *Anacardium occidentale* (Cajueiro), *Spondias mombin* (Cajazeira), *Trema micrantha* (Periquiteira), *Crateva tapia* (Trapiá), *Chamaecrista ensiformis* (Pau-ferro do litoral), *Enterolobium timbouva* (Timbaúba), *Libidibia ferrea* (Jucá) (CASTRO *et al*, 2012; MORO *et al*, 2015, SEMACE, 2016; ARCADIS, 2020).

Figura 40 - a. Floresta de tabuleiro ao interior do PEC. b. Aspecto arbóreo ao interior da vegetação de tabuleiro, próximo ao bairro Cidade 2000. c. Área de transição entre terrenos brejosos e paludosos com vegetação herbácea e vegetação tabuleiro (ao fundo), nordeste da área do PEC, no bairro cidade 2000 em Fortaleza.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Em relação aos remanescentes de esta vegetação, se verificou que uma das áreas mais extensa, como afirma o Plano Estadual do Cocó, pode ser encontrada No Trecho 1, no bairro Cidade 2000, na Avenida das Adanteras, continua ao PEC (Figura 41), constando-se que na atualidade, estão sendo realizadas reformas para fechar esta área do parque que foram expostas ao desmatamento advindas do crescimento das áreas urbanas de Fortaleza. Entretanto, atividades de descarte de resíduos sólidos, por parte da população, tem sido uma das principais problemáticas deste tipo de vegetação.

Figura 41 - a. Reformas para o fechamento do parque (margem direita vegetação de tabuleiro) nas proximidades na Avenida das Adanteras, no bairro Cidade 2000. b. Depósitos do lixo ao interior da vegetação, ao sul do bairro cidade 2000 em Fortaleza.



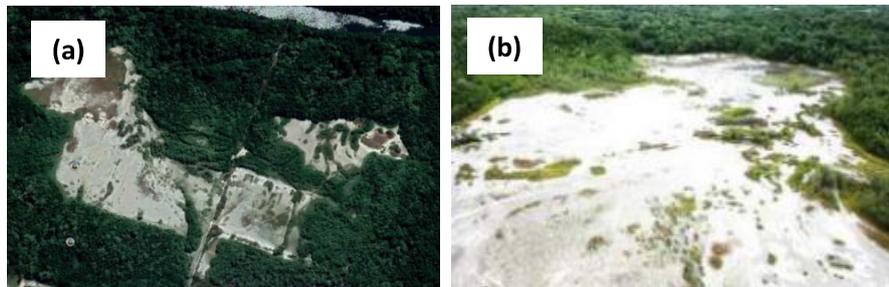
Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.1.7. Área degradada com solo exposto

Esse tipo cobertura da terra está associado a áreas desprovidas de vegetação, solo desnudo ou areia, neste trabalho aquelas áreas que sucumbiram após o declive das atividades salineiras e atividades relacionadas às práticas de uso de fogo são considerados áreas de degradação no PEC, enquanto o processo de regeneração vegetativa ocorra.

Um das áreas com maior ausência de material vegetal, segundo o Plano Estadual do Cocó, encontram-se localizada à nordeste da área de estudo no bairro Edson Queiroz, sendo evidência das atividades antrópicas que fizeram parte da história de ocupação do local, pois trate-se de resquícios das antigas áreas de exploração de sal (ARCADIS 2020). Na figura 42 é possível verificar-se está degradação com o padrão regular, em uma imagem de Google Earth, com data de 05/08/2021, que no momento não apresenta sinais de recuperação.

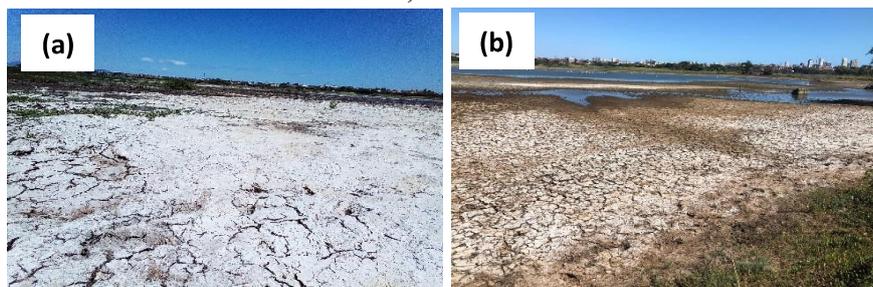
Figura 42 – a. Aspecto de uma área desprovida de vegetação no PEC.
b. Vestígio da antiga exploração mineira no bairro Edson Queiroz, dentro do PEC.



Fonte: Google Earth 2021, ARCADIS (2020), Autor (2022).

De mesmo modo, áreas de vegetação natural que foram removidas pelos impactos antrópicos de uso de fogo se encontram como áreas degradadas dentro do PEC, podendo ser verificadas no trecho 1, próximo ao bairro Salinas, na R. Tarcísio Leitão. Na figura 43, observa-se uma área de impacto relacionado ao incêndio que atingiu grande parte da vegetação arbórea e arbustiva do parque, no ano 2021, o que causou uma degradação que torna impossível a regeneração natural na atualidade (figura 43)

Figura 43 – a. Áreas degradadas após terem sido afetadas pelo incêndio de novembro de 2021, no bairro Salinas dentro do PEC.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.2 Aquisição de Imagens

As imagens selecionadas nesta pesquisa correspondem ao produto de reflectância de superfície (SR) fornecidas pela European Space Agency (ESA) disponíveis nos *Dataset* de Imagens Sentinel 2A ('COPERNICUS/S2') da plataforma Google Earth Engine (GEE). O nível de processamento destas imagens inclui correções geométricas (ESA,2021). Sendo assim, evitou-se fazer correções geométricas manuais que pudessem introduzir erros que afetaram a correspondência espacial entre as imagens, garantindo a utilização das imagens para a criação dos compostos temporais para o CVA e as séries temporais de NDVI.

Vale a pena ressaltar que esta seleção corresponde às imagens que apresentaram 10% de nuvens na sua totalidade, já que através da função ('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 10), foi possível personalizar o parâmetro para filtrar as cenas com 10 % da porcentagem de nuvens. Logo, a Tabela 11 apresenta as cenas utilizadas para a criação dos compostos temporais anuais para as datas 2015 e 2021.

Tabela 11 – Imagens Sentinel 2A filtradas para a criação de compostos temporais os anos 2015 e 2021.

Ano 2015	Ano 2021
20151001T130242_20151001T130242_T24MWA	20211020T130249_20211020T130249_T24MWA
20151021T130242_20151021T192022_T24MWA	20211025T130251_20211025T130252_T24MWA
20151110T130242_20151110T165117_T24MWA	20211020T130249_20211020T130249_T24MWA
20151120T130242_20151120T130245_T24MWA	20211025T130251_20211025T130252_T24MWA
20151130T130242_20151130T130244_T24MWA	20211104T130251_20211104T130251_T24MWA
20151214T130242_20211214T130252_T24MWA	20211109T130249_20211109T130247_T24MWA
20151220T130242_20151220T130241_T24MWA	20211119T130249_20211119T130245_T24MWA
	20211124T130251_20211124T130247_T24MWA
	20211209T130239_20211209T130242_T24MWA
	20211214T130251_20211214T130247_T24MWA

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Assim para a construção dos compostos temporais mensais de NDVI, se padronizou as mesmas datas utilizadas nos compostos anuais a fim de ter certeza de que a comparação de métodos é baseada no comportamento fenológico da vegetação, sob as mesmas condições ambientais.

Na Tabela 12, se mostram as cenas utilizadas para a criação dos compostos mensais anuais entre 2015 a 2021.

Tabela 12 – Imagens Sentinel 2A filtradas para a criação de compostos temporais mensais anos 2015 a 2021.

	Mês de Outubro			Mês de Novembro			Mês de Dezembro		
Ano	20151001T130242	20151001T130242	T24MWA	20151101T130242	20151101T165117	T24MWA	20151201T130242	20151201T130242	T24MWA
2015	20151021T130242	20151021T192022	T24MWA	20151120T130242	20151120T130245	T24MWA	20151220T130242	20151220T130241	T24MWA
				20151130T130242	20151130T130244	T24MWA	20151220T130242	20151220T130241	T24MWA
Ano	20161001T130242	20161001T130242	T24MWA	20161101T130242	20161101T130245	T24MWA	20161201T130242	20161201T130241	T24MWA
2016	20161013T130242	20161001T180833	T24MWA	20161101T130242	20161101T165117	T24MWA	20161230T130242	20161220T130241	T24MWA
	20161021T130242	20161021T192022	T24MWA	20161120T130242	20161120T180640	T24MWA			
Ano	20171011T130229	20171011T130232	T24MWA	20171105T130251	20171105T130246	T24MWA	20171210T130239	20171210T130235	T24MWA
2017	20171016T130251	20171016T130246	T24MWA	20171120T130239	20171120T130234	T24MWA	20171215T130241	20171215T130242	T24MWA
				20171125T130241	20171125T130242	T24MWA	20171220T130239	20171220T130234	T24MWA
Ano	20181001T130241	20181001T130243	T24MWA	20181105T130249	20181105T130244	T24MWA	20181205T130239	20181205T130241	T24MWA
2018	20181011T130241	20181011T130244	T24MWA	20181101T130241	20181101T130242	T24MWA	20181215T130239	20181215T130241	T24MWA
	20181016T130249	20181016T130243	T24MWA	20181120T130241	20181120T130241	T24MWA	20181220T130239	20181220T130239	T24MWA
	20181026T130249	20181026T130244	T24MWA	20181125T130249	20181125T130243	T24MWA	20181225T130249	20181225T130243	T24MWA
Ano	20191001T130249	20191001T130247	T24MWA	20191120T130249	20191120T130245	T24MWA	20191205T130251	20191205T130245	T24MWA
2019	20191006T130251	20191006T130250	T24MWA	20191125T130251	20191125T130247	T24MWA	20191215T130241	20191215T130242	T24MWA
	20191011T130249	20191011T130248	T24MWA	20191105T130251	20191105T130250	T24MWA	20191225T130241	20191225T130242	T24MWA
	20191026T130251	20191026T130251	T24MWA	20191105T130251	20191105T130250	T24MWA	20191220T130239	20191220T130242	T24MWA
Ano	20201005T130249	20201005T130251	T24MWA	20201104T130249	20201104T130249	T24MWA	20201210T130251	20201210T130247	T24MWA
2020	20201010T130251	20201010T130253	T24MWA	20201109T130251	20201109T130252	T24MWA	20201215T130239	20201215T130242	T24MWA
	20201015T130249	20201015T130251	T24MWA	20201114T130249	20201114T130248	T24MWA	20201219T130239	20201219T130241	T24MWA
	20201020T130251	20201020T130253	T24MWA	20201119T130251	20201119T130250	T24MWA	20201224T130251	20201224T130249	T24MWA
	20201025T130249	20201025T130250	T24MWA	20201124T130249	20201124T130247	T24MWA	20201229T130249	20201229T130243	T24MWA
Ano	20211001T130251	20211001T130252	T24MWA	20211104T130251	20211104T130251	T24MWA	20211204T130251	20211204T130247	T24MWA
2021	20211008T130249	20211008T130248	T24MWA	20211109T130249	20211109T130247	T24MWA	20211209T130239	20211209T130242	T24MWA
	20211013T130251	20211013T130253	T24MWA	20211114T130251	20211114T130249	T24MWA	20211214T130251	20211214T130247	T24MWA
	20211019T130249	20211019T130249	T24MWA	20211119T130249	20211119T130245	T24MWA	20211218T130239	20211218T130241	T24MWA
	20211025T130251	20211025T130252	T24MWA	20211124T130251	20211124T130247	T24MWA	20211225T130251	20211225T130249	T24MWA
				20211129T130249	20211129T130243	T24MWA	20211229T130249	20211229T130243	T24MWA

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

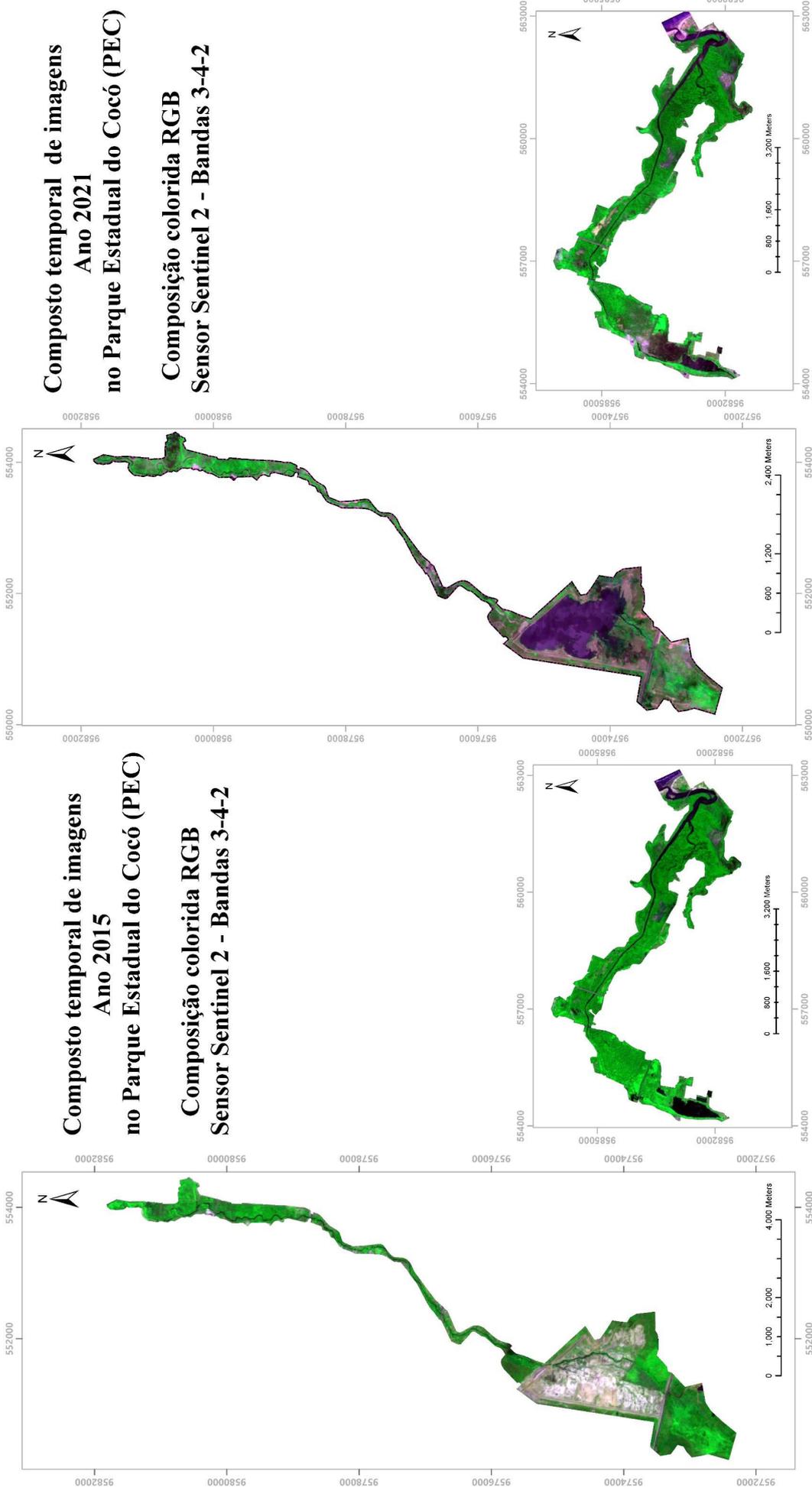
5.2.1 Compostos Imagens 2015 e 2021

Uma vez filtradas as cenas pela plataforma GEE, se aplicou o algoritmo ‘mask2clouds’ (imagem) para mascarar aqueles pixels que ficaram com informações de nuvens (FOGA *et al*, 2017; SCHMITT, 2019). Em seguida, a função “mediana” permitiu que um novo valor fosse atribuído aos pixels que ficaram sem informações baseado na coleção de imagens pré-selecionadas.

Contudo, os compostos temporais anuais de refletância de superfície (SR) para os anos 2015 e 2021, mesmo que a construção das séries temporais de NDVI foram criados a partir dos meses com menos chuva no município de Fortaleza (figura 43), se-definiu os últimos 3 meses de cada ano (FUNCEME, 2021), o que reduz os efeitos atmosféricos, além de padronizar as datas nas séries temporais mensais de NDVI.

Na figura 44, se pode observar os resultados dos compostos do ano 2015 e 2021, com a composição colorida RGB 5-8-4 (vermelho, infravermelho próximo, verde), adequada nesta pesquisa a fim de diferenciar a vegetação saudável na cor verde, em relação a outro tipo de cobertura da terra como: solo exposto e água com tom roxa

Figura 44 – Compostos temporais de Imagens Sentinel 2A para os anos 2015 e 2021. Parque Estadual do Cocó.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.2.2 Construção Tasseled Cap

A transformação ‘Tasseled Cap’ contribuiu a diferenciar os processos biofísicos da área de estudo sobretudo, melhorar o contraste visual daquelas áreas com maior desenvolvimento vegetal e maior refletância no solo (verdor e luminosidade). Nas datas definidas para a implementação do algoritmo CVA, foram utilizados os coeficientes TCT para imagens Sentinel 2A (NEDKOV,2017) e aplicados às bandas verdes (B3), vermelho (B4), infravermelho próximo, (B8) e infravermelho de ondas curtas (B11), utilizando o código de GEE de acordo à metodologia proposta nesta pesquisa.

A partir disso, se obtiveram quatro imagens individuais com os componentes *Luminosidade* e *Verdor* para as datas 2015 e 2021. Na imagem 45 (a) e (b) os resultados mostraram que tons de cinza mais brancos para a luminosidade, representam as áreas de maior refletância do solo, já que o aumento da refletância nas bandas do espectro visível permitiu uma resposta espectral mais eficaz para identificar a variação do solo em áreas desprovidas de vegetação ou em áreas com processo de senescência.

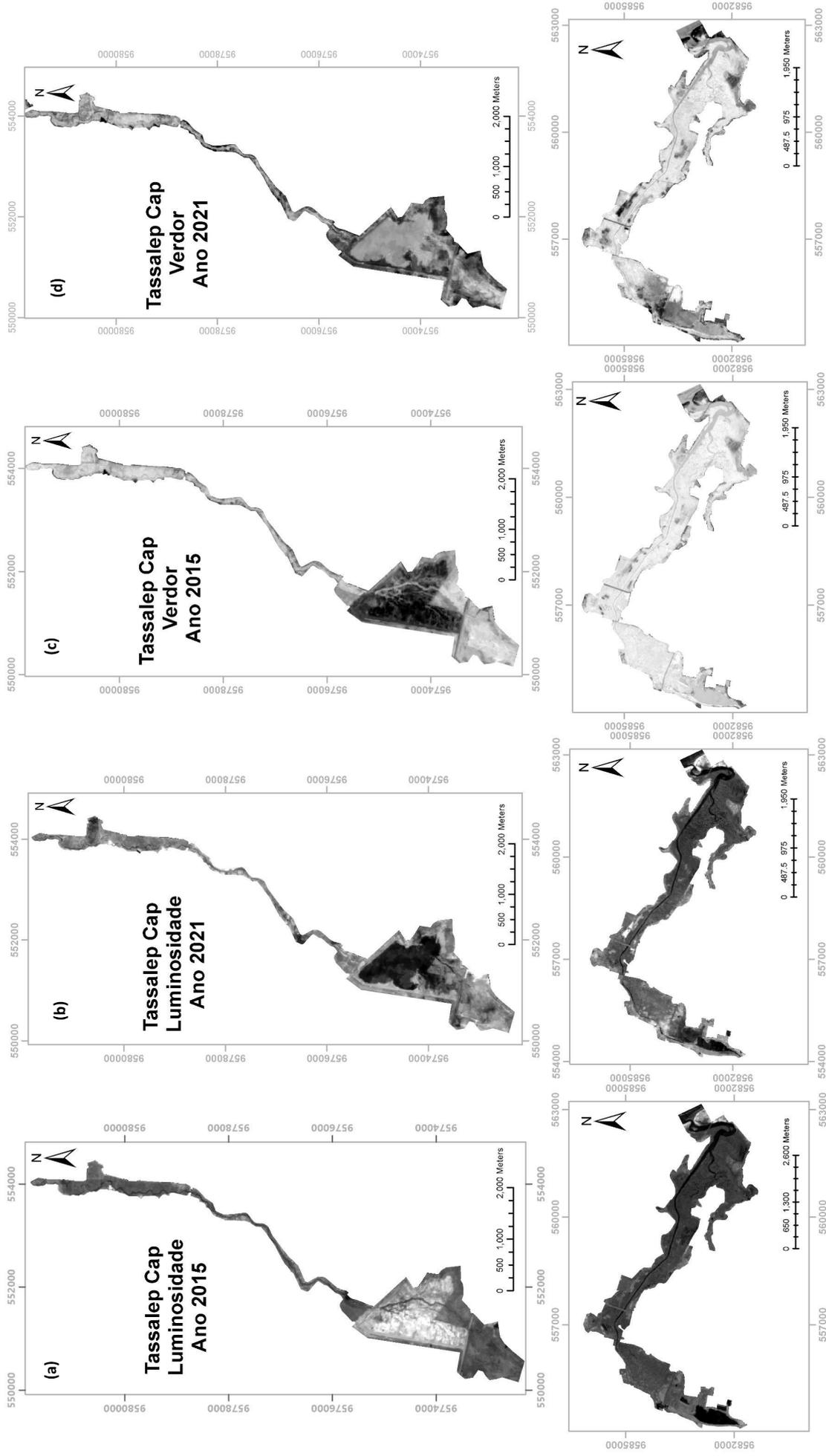
Na figura 45 (a) e (b) observa-se que no ano 2015, ao sul no Trecho 2, se evidencia uma variação do solo. Esta área teve processo de exposição do solo devido à construção da barragem de contenção de cheias do Rio Cocó. Já no ano 2021, é possível verificar a mesma área onde é evidenciada o alagamento por corpos hídricos como o Rio Cocó.

O componente *Verdor* na figura 45 (c) e (d) das imagens, é possível verificar que os tons de cinza-brancos estão associados à saúde da vegetação. Este comportamento pode ser explicado pelas áreas com maior desenvolvimento vegetacional, sendo os tons da cor branco em grande parte do PEC, principalmente no Trecho 1, o que sugere que a vegetação está em bom estado de conservação. Essa interpretação visual do componente de verdor responde bem às áreas com cobertura natural densa e aos processos de recrescimento da vegetação.

Já no ano 2021, na Figura 45 (d), foram registadas áreas com perda de vegetação associada as queimadas, no Trecho 1, ao noroeste da área de estudo, onde visivelmente os tons cinzentos são mais escuras do que a vegetação com maior desenvolvimento.

As interpretações realizadas dos ‘Tassalep Cap’ deu a primeira aproximação da área de estudo, permitindo a localização das áreas com maior desenvolvimento vegetal o que ratifica que os componentes são mais perceptíveis para diferenciar as variações dos estados fenológicos de senescência e verdor (WANG *et al*, 2021).

Figura 45 – Tasseled Cap Luminosidade e Verdor ano 2015 e 2021. Parque Estadual do Cocó.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.2.3 Séries mensais de NDVI

A utilização da plataforma GEE facilitou o pré-processamento das imagens, sobretudo, porque são disponibilizados ao público após calibração geométrica e radiométrica (LAMQUIN *et al.*, 2019) o que constitui outra vantagem que facilitou a correspondência espacial nas séries contínuas de imagens, garantindo que as medições sobre o mesmo pixel representem a mesma localização do pixel, nas diferentes escalas temporais definidas para a construção das trajetórias de NDVI (LEACH; COOPS; OBRKNEZEV, 2019). A fim de comparar os métodos de detecção de mudanças, foi padronizada a mesma escala temporal usada na construção dos compostos temporais de imagens e os TCT, o que garante que as trajetórias dos NDVI possam ser comparadas em condições semelhantes às interpretações realizadas no CVA.

Foram criados o *Índice de Vegetação por Diferença Normalizada* (NDVI) para cada uma das imagens selecionadas e, em seguida, calculado o valor máximo do pixel nos meses de outubro, novembro e dezembro em cada um dos anos selecionadas nesta pesquisa. Alguns destes registros não estão apenas relacionados com áreas de maior atividade fotossintética, já que é possível obter-se, na área de estudo, valores baixos, após ter sido calculado o valor máximo nas séries mensais que indicam áreas com solo exposto, alagamento e queimadas.

No entanto, estes valores não são iguais ou superiores aos da vegetação mais desenvolvida. Nas figuras 46 a 52 se apresentam os compostos temporais mensais de NDVI, entre os anos 2015 e 2021, além de uma composição colorida RGB para cada um dos anos, a fim de melhorar as interpretações visuais nas cores utilizados nas séries mensais.

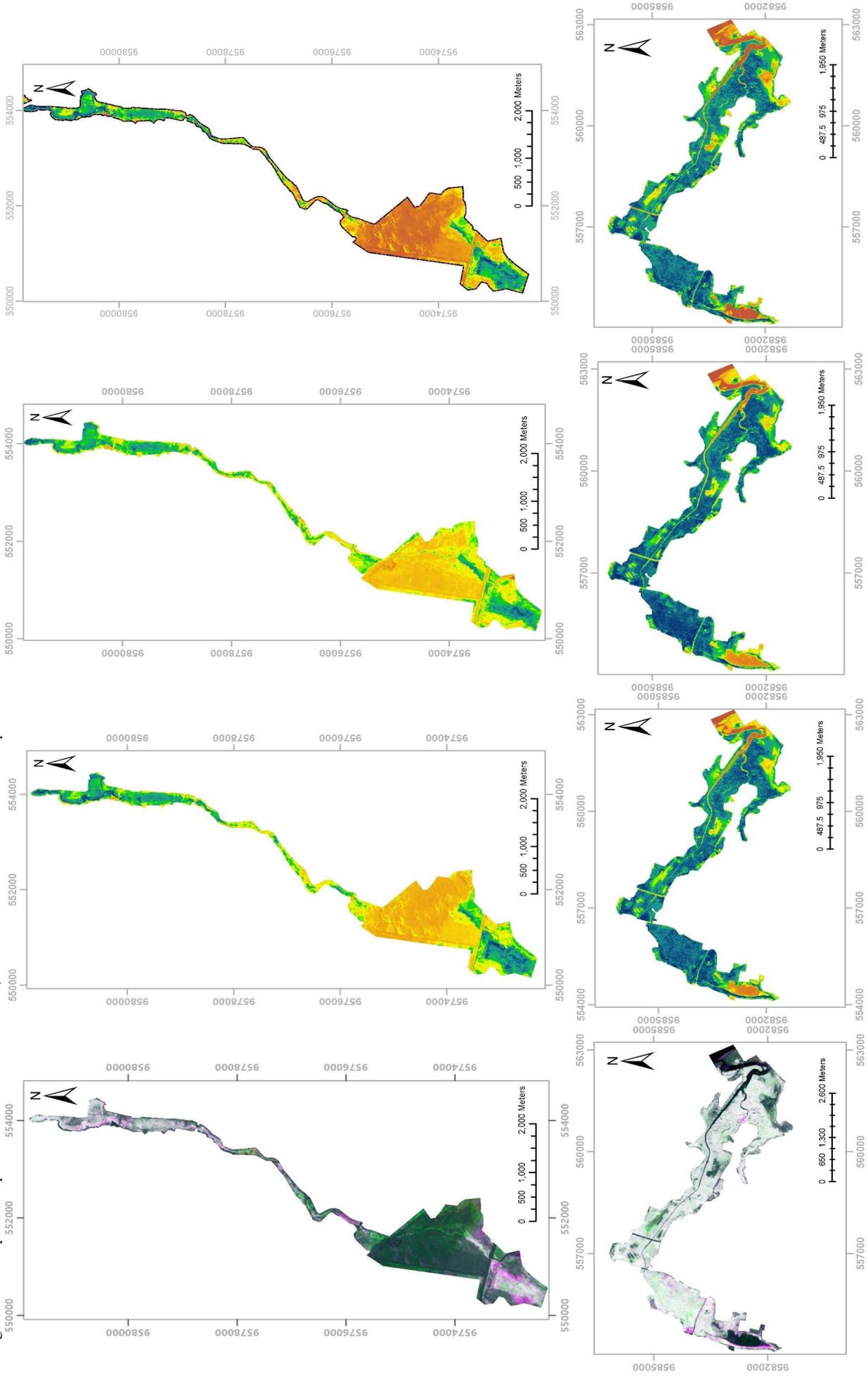
Na tabela 13 é possível visualizar as cores das áreas de menor e maior desenvolvimento da vegetação, de acordo ao NDVI, onde os valores baixos permitem que se diferenciem os corpos de água do solo exposto, enquanto que os valores altos indicam a vegetação saudável.

Tabela 13 – Valores do NDVI nos compostos temporais mensais anos 2015 a 2021 no PEC.

Áreas com maior desenvolvimento vegetal	0.6 a 1	
Áreas em processo de crescimento vegetal	0.3 a 0.6	
Áreas com menor desenvolvimento da vegetação	0.1 a 0.3	
Sem vegetação	0 a 0.1	
Corpos de água	0 a -1	

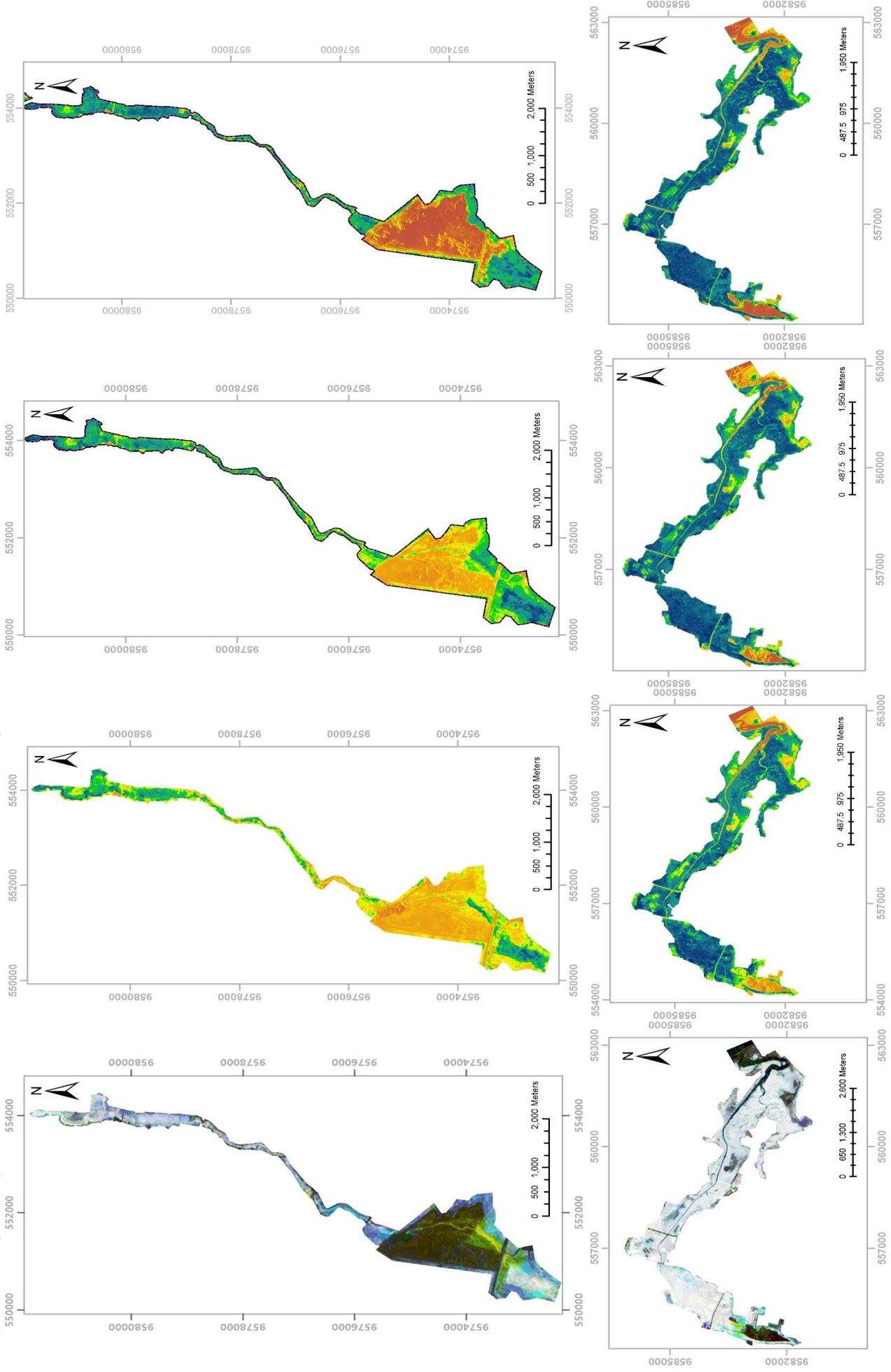
Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 46 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2015. Parque Estadual do Cocó.



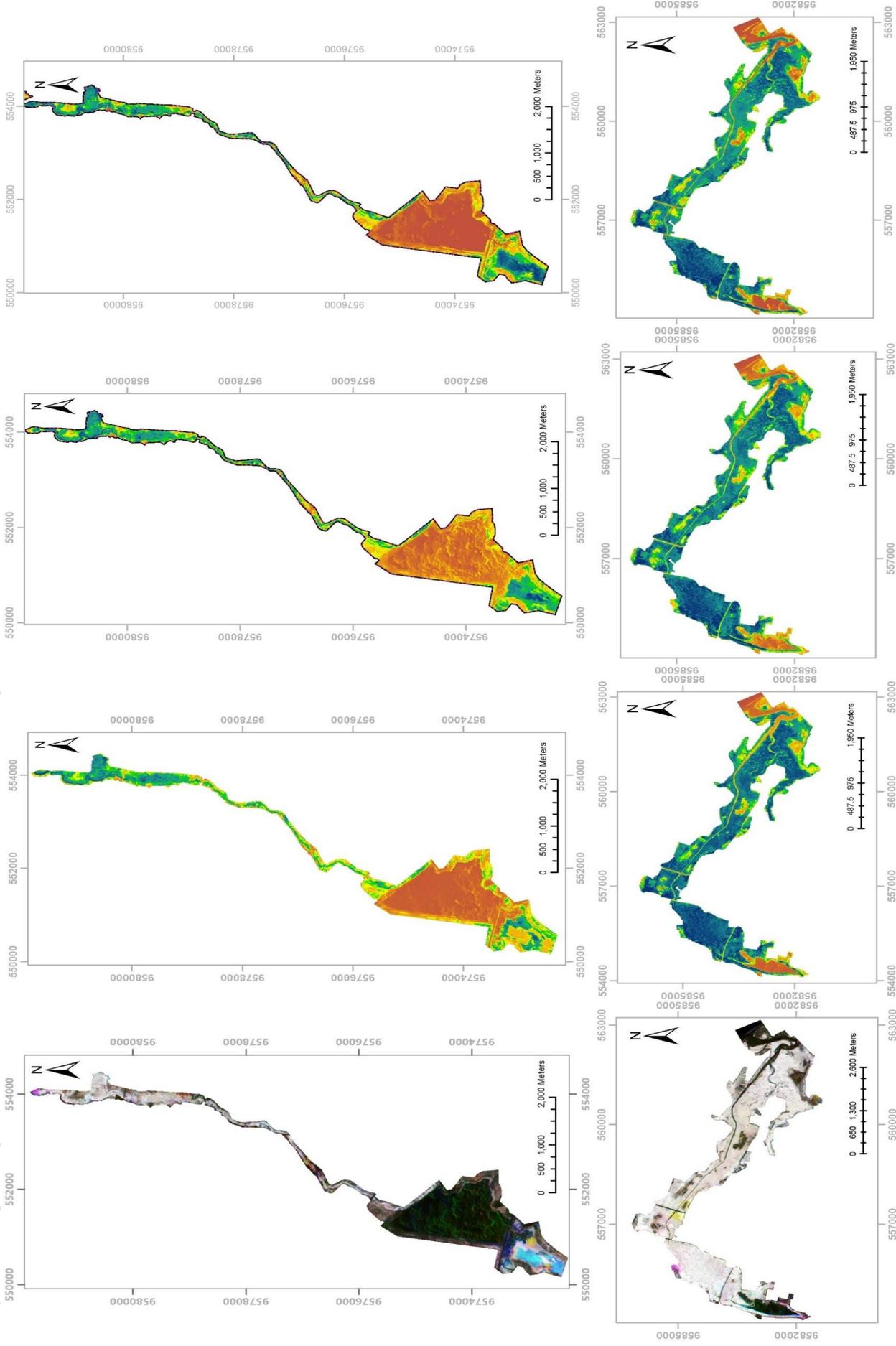
Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 47 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2016. Parque Estadual do Cocó.



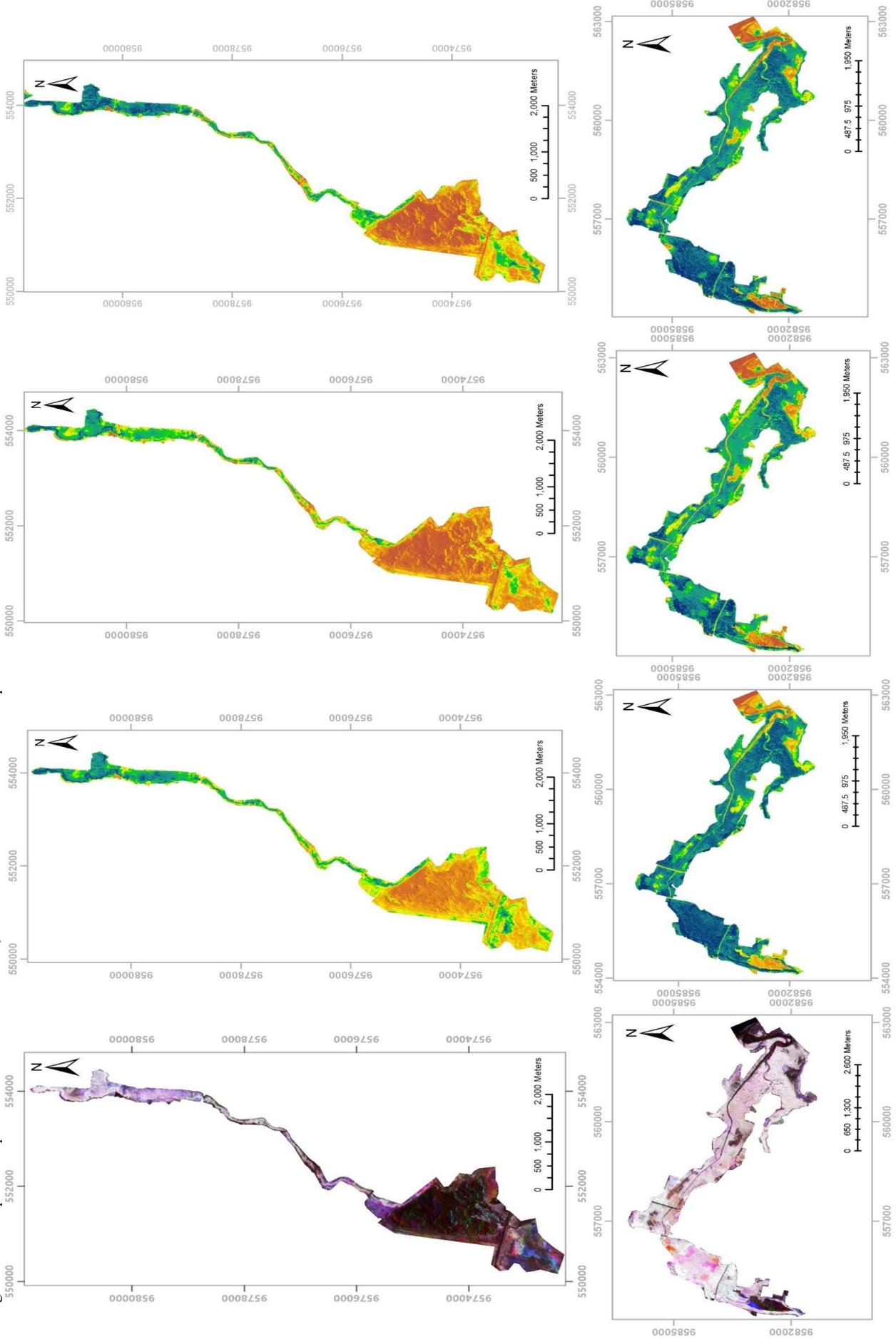
Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 48 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2017. Parque Estadual do Cocó.



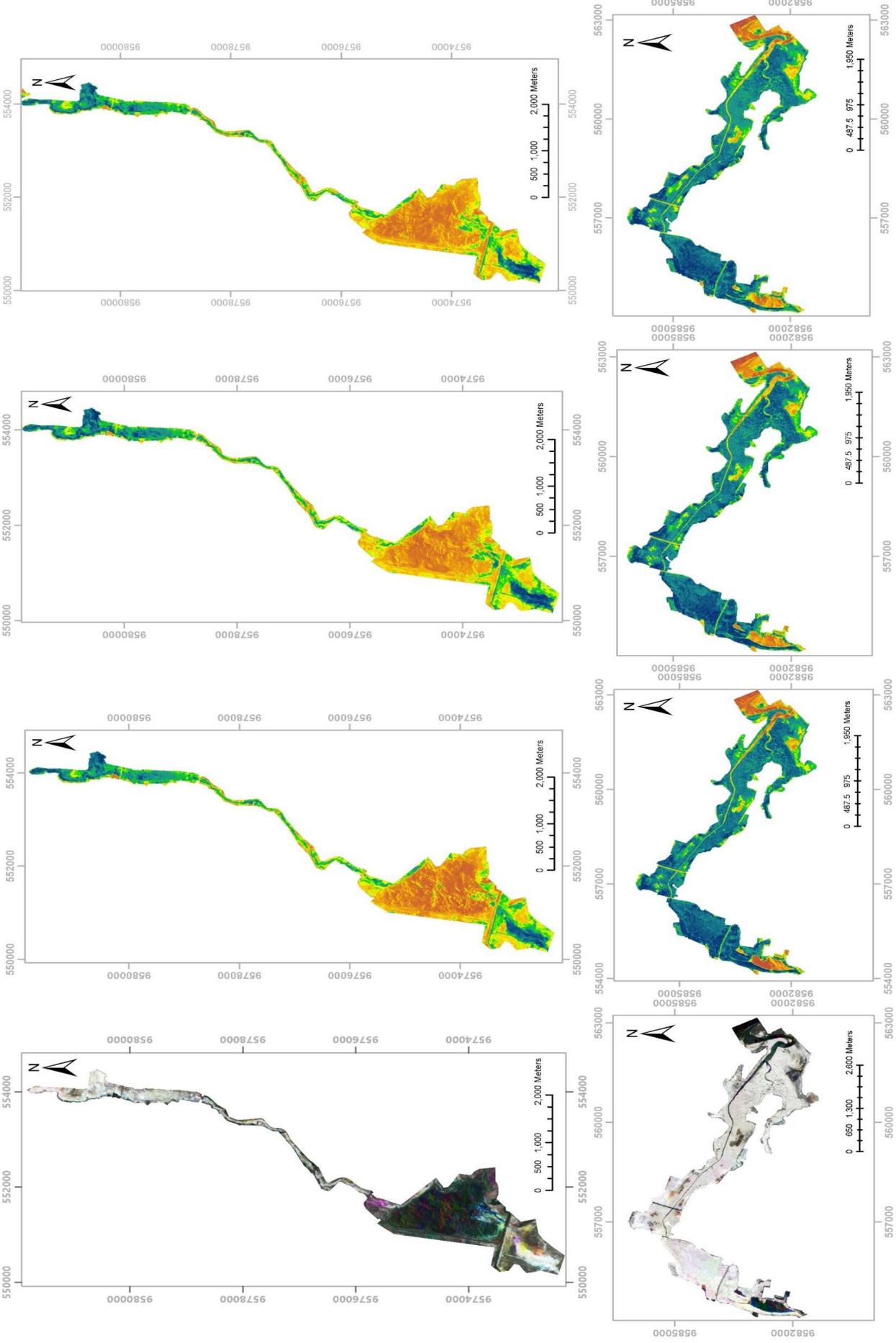
Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 49 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2018. Parque Estadual do Cocó.



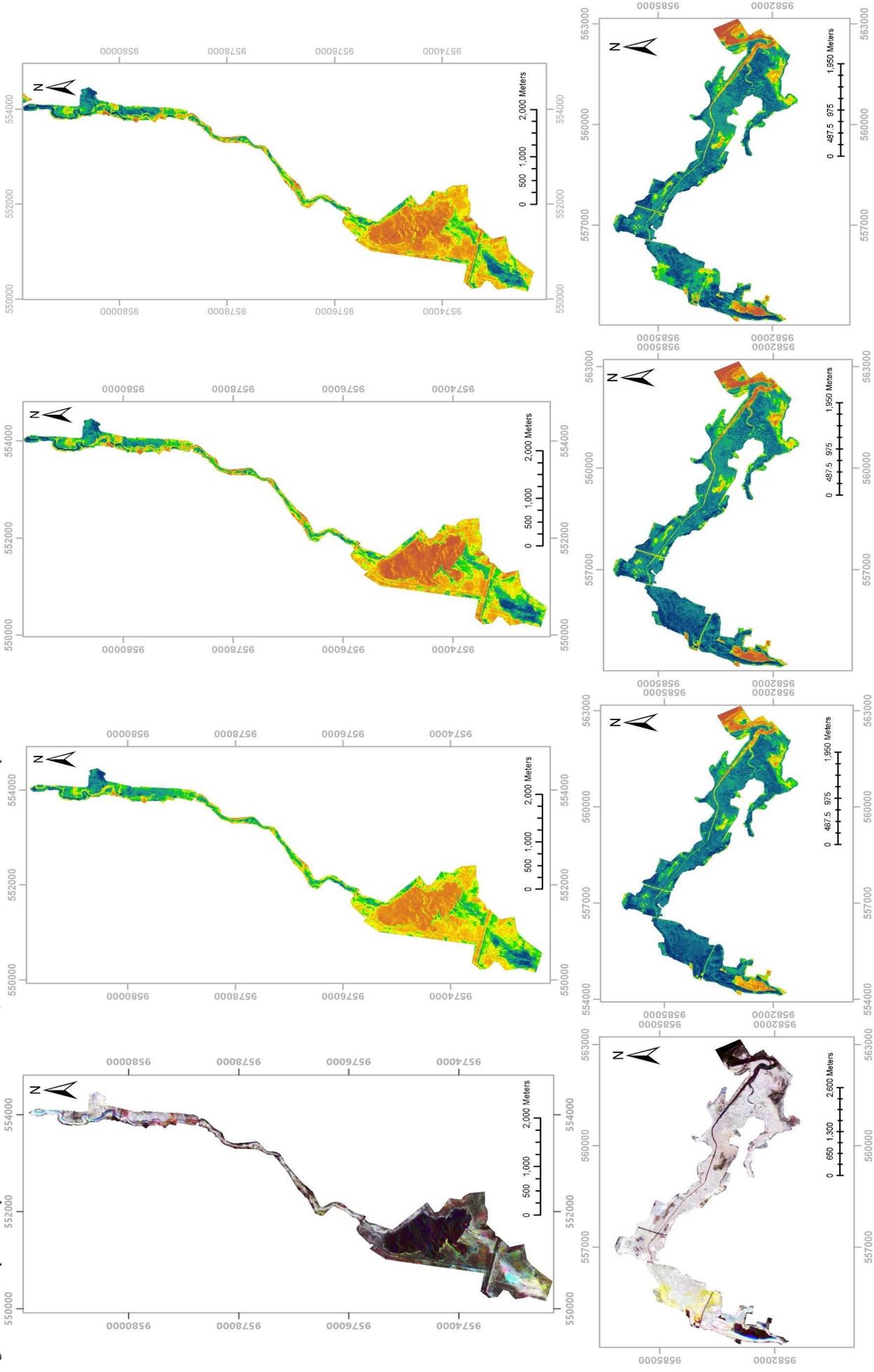
Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 50 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2019. Parque Estadual do Cocó.



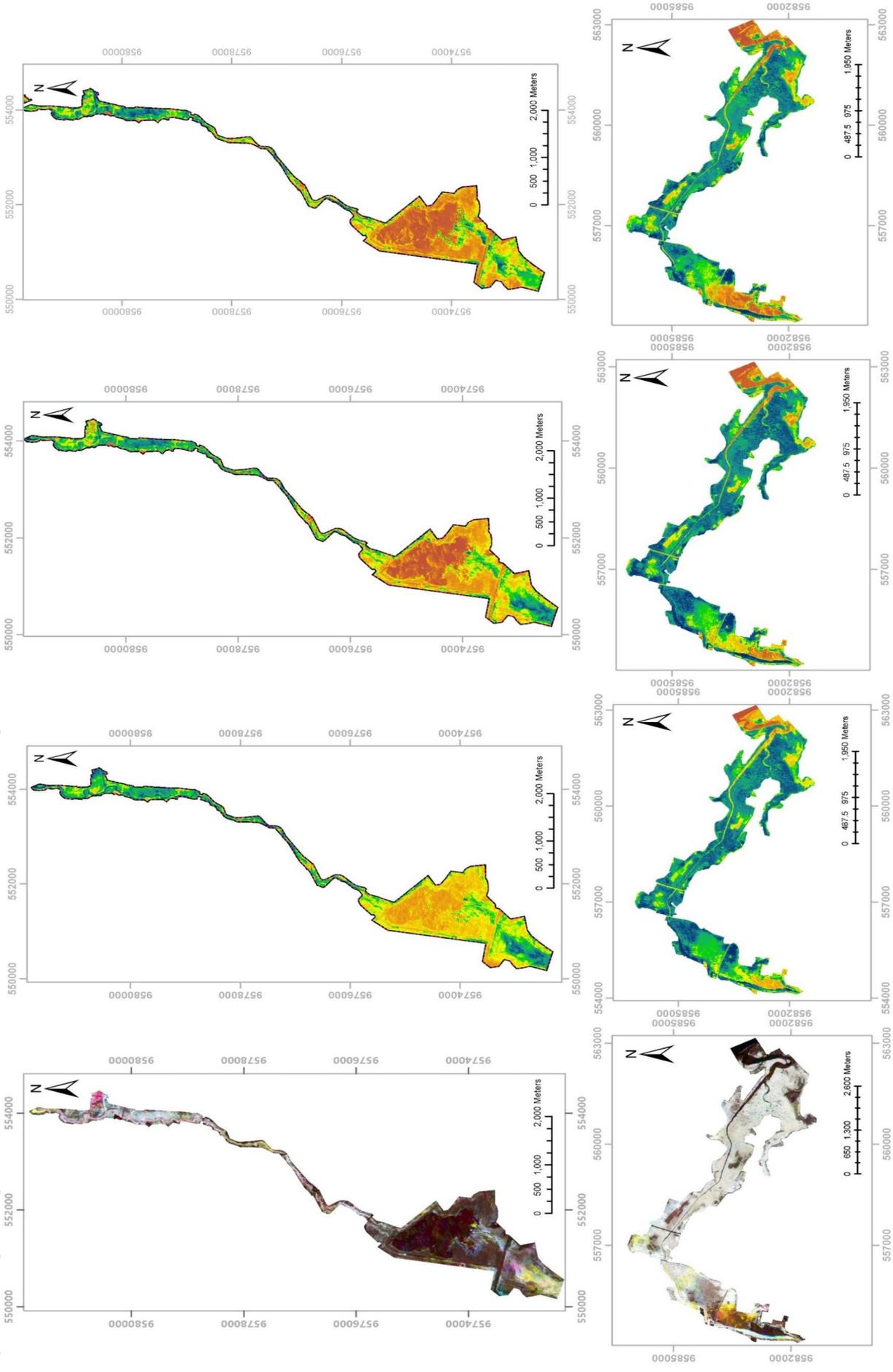
Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 51 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2020. Parque Estadual do Cocó.



Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 52 – Composto temporal de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2021. Parque Estadual do Cocó.



Fonte :Elaborado pelo autor, 2022.

5.3 Implementação do método Change Vector Analysis (CVA)

Para a análise do CVA, foram utilizados os componentes luminosidade e verdor gerados na pesquisa em questão como dados de entrada do algoritmo. As mudanças da cobertura da terra ocorridas no intervalo de tempo de 2015 a 2021 no PEC foram mapeadas uma vez que as variações espectrais entre os componentes de verdor e luminosidade de duas datas apresentaram um aumento ou diminuição dos valores de refletância.

Essa interpretação foi possível devido à diferença espectral dos dois vetores que representam a mudança do pixel em um espaço bidimensional, essa alteração do valor de pixel resultante indica mudança no comportamento espectral, o que sugere uma mudança no terreno.

Assim na tabela 14 é possível distinguir quatro classes de mudanças interpretadas nesta pesquisa, onde a descrição da alteração consegue ser explicado pela magnitude do vetor e seu significado pode ser explicado pela direção do ângulo de mudança, sendo esta a medida qualitativa do método CVA.

Tabela 14 – Magnitude e direção para cada tipo de categoria de mudança.

Tipo de mudança	Luminosidade	Verdor	Descrição	
			Magnitude do vetor de mudança	Significado
Categoria 1	+	+	menores perdas de biomassa	Sem alteração (0-90°)
Categoria 2	-	+	Aumento de Biomassa	Recrescimento
Categoria 3	+	-	Expansão do solo descoberto	Degradação
Categoria 4	-	-	Perdida biomassa	Alagamento

Fonte: Adaptado de Borrego *et al.*, (2002); Roemer (2010).

5.3.1 Magnitude de mudança.

Na categoria 1, o aumento da luminosidade e aumento do verdor, representa uma magnitude do vetor que é principalmente relacionada a menores perdas de biomassa, enquanto

que a categoria 2, sugere uma diminuição da luminosidade e aumento do verdor, que representa as áreas com recrescimento vegetal.

A categoria 3, que se refere a expansão do solo descoberto, está fortemente relacionado com perdas de biomassa vegetal, sendo áreas ocupadas pela vegetação que passou por processos de queimada ou desmatamento.

Finalmente na categoria 4, foi possível evidenciar a extensão das áreas alagadas, o que permitiu realizar algumas associações, tais como os CAP que registraram uma área com menor umidade no solo no ano 2015, em contraste com o ano 2021 onde apresentou uma maior área de superfície alagada no sudoeste da área de estudo, localizado no Trecho 2, a qual foi mapeada pelo CVA, sendo a mudança de maior abrangência observada no PEC.

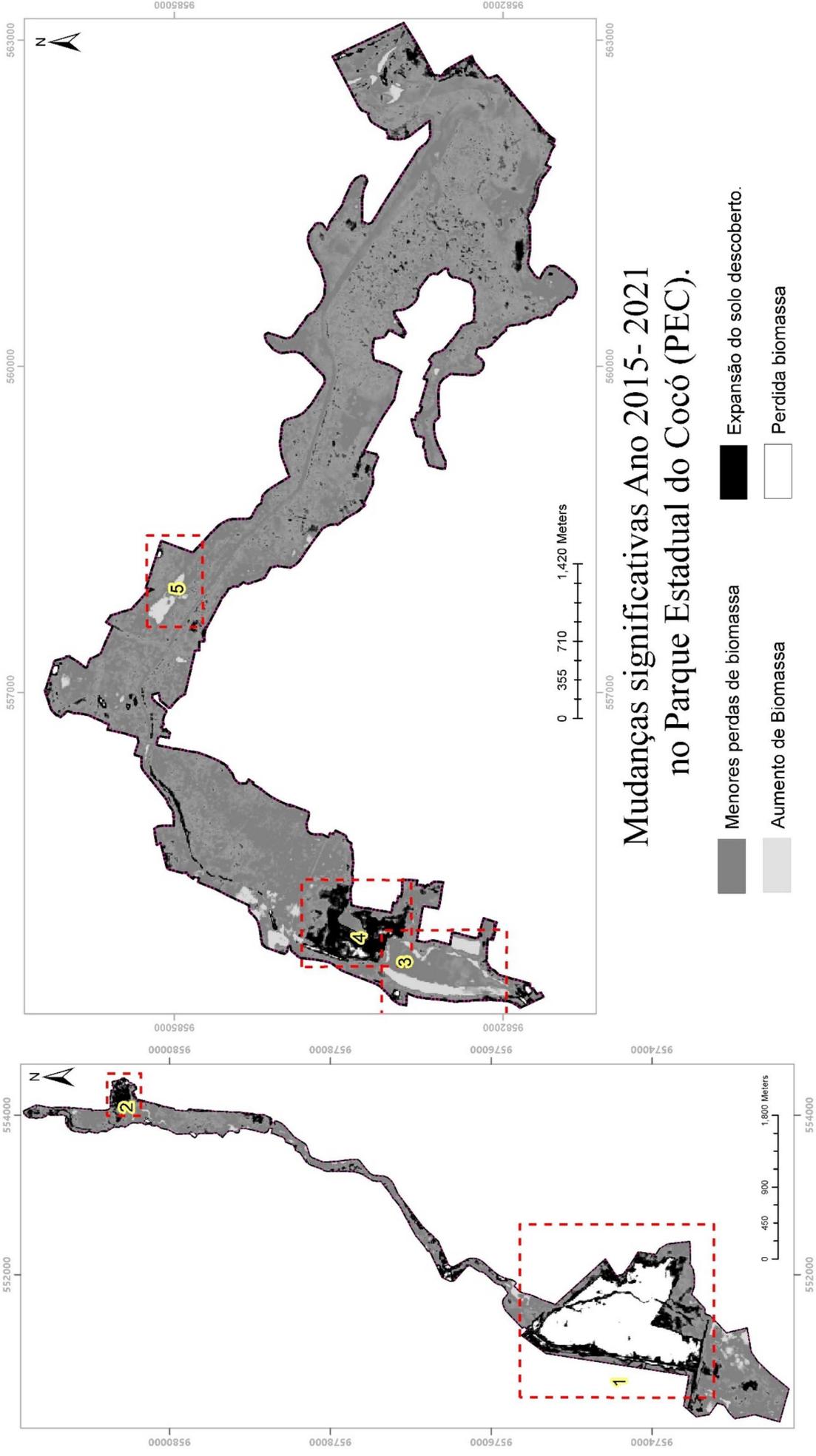
A figura 53 mostra os resultados obtidos na magnitude do vetor de mudança, neste caso é possível verificar as áreas de maior expressividade, sendo a área 4 no Trecho 1 e a área 1 localizada no Trecho 2 as de maior abrangência.

Em termos de interpretação visual na figura 53, cada valor em escala de cinza representa um padrão de mudança, sendo os pixels alterados exibidos em branco que representam áreas de alagamento, as áreas pretas indicam áreas degradadas, enquanto que, áreas cinza da cor claro representam áreas em recrescimento, no entanto as áreas da cor cinza indicam que não houve alteração. Na figura 54, é possível identificar visualmente as áreas de maior expressividade de acordo à magnitude de mudanças.

Uma vez mapeada estas alterações, o trabalho de campo ocorreu entre os dias 31 de agosto, 3, 7, 8, 13 e 27 de setembro de 2022, com intuito de conferir as mudanças obtidos pelo CVA, assim como aquelas de maior abrangência, também e recolhidas informações através de registros fotográficos e pontos GPS de navegação, permitindo identificar os principais aspectos vegetativos dentro do PEC.

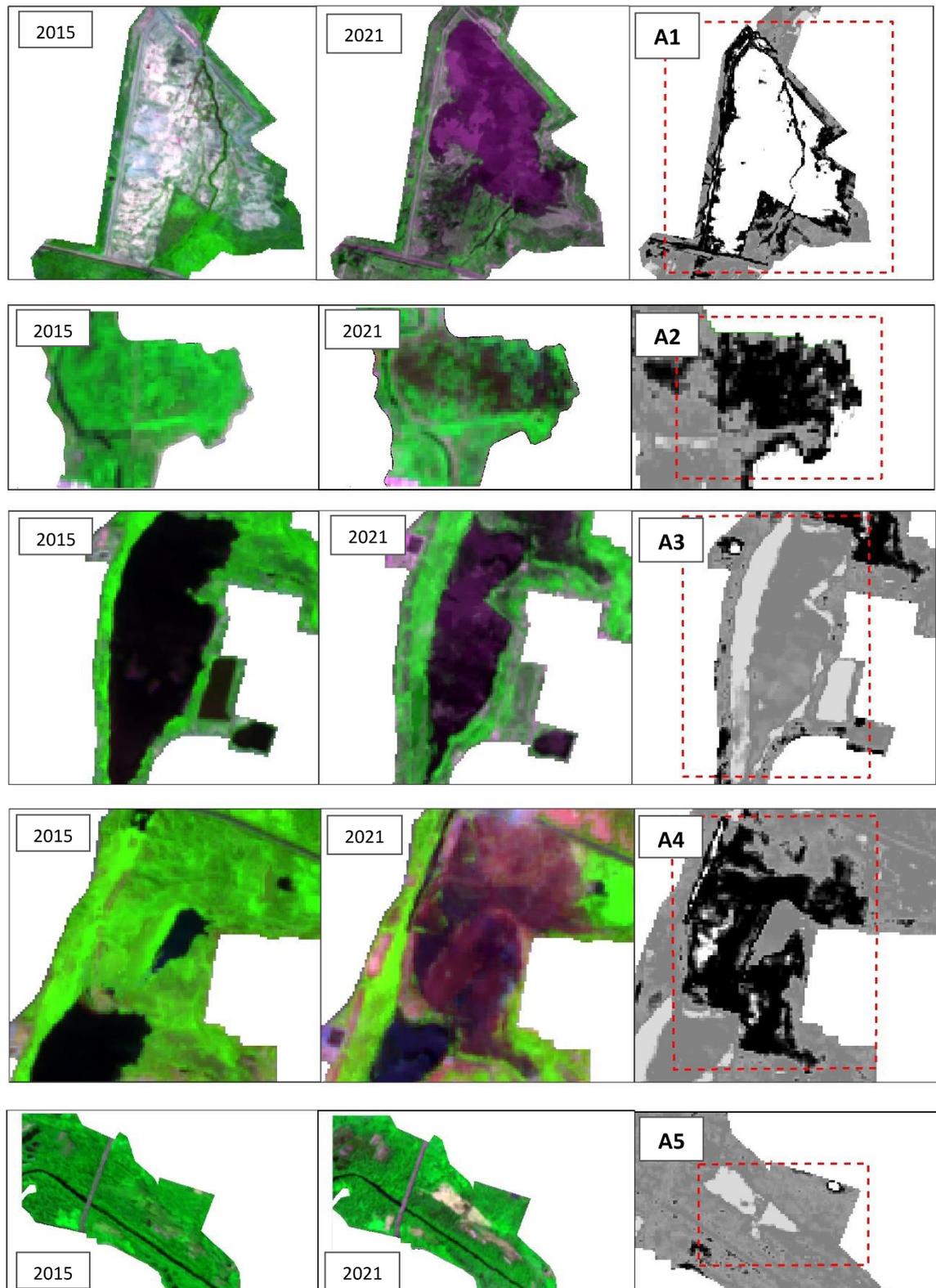
Desta forma a mudança mostrada na Figura 54 (A1), é encontrada apenas no sudeste da área de estudo no Trecho 2, com base na verificação em campo, essa zona corresponde a uma planície imudável sendo uma área ideal para o controle excedente de água nos períodos chuvosos, onde foi construído no ano 2017, à barragem de contenção de cheias do Rio Cocó (ARCADIS,2020).

Figura 53 – Imagem com informação de Magnitude do vetor de mudanças no período de 2015 - 2021 no PEC.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022

Figura 54 – Áreas de maior expressividade de mudança mapeada pelo Método de detecção de mudanças Change Vector Analysis no período de 2015 - 2021 no PEC.



Fonte: Elaborado pelo autor,2022.

Este processo foi registrado pelo CVA como uma perda de material vegetal e solo devido às diferenças espectrais nos valores de pixels entre as imagens comparadas, sendo que,

já no ano 2021, refletem uma condição diferente, substituídos por valores com baixa resposta espectral, sugerindo áreas de trechos alagados.

Na figura 55, se constatou a cheia da bagarrem associada a áreas que passam por alagamentos permanentes.

Figura 55 – Mudança área com perda de biomassa registrado pelo CVA no período de 2015 - 2021 no PEC.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

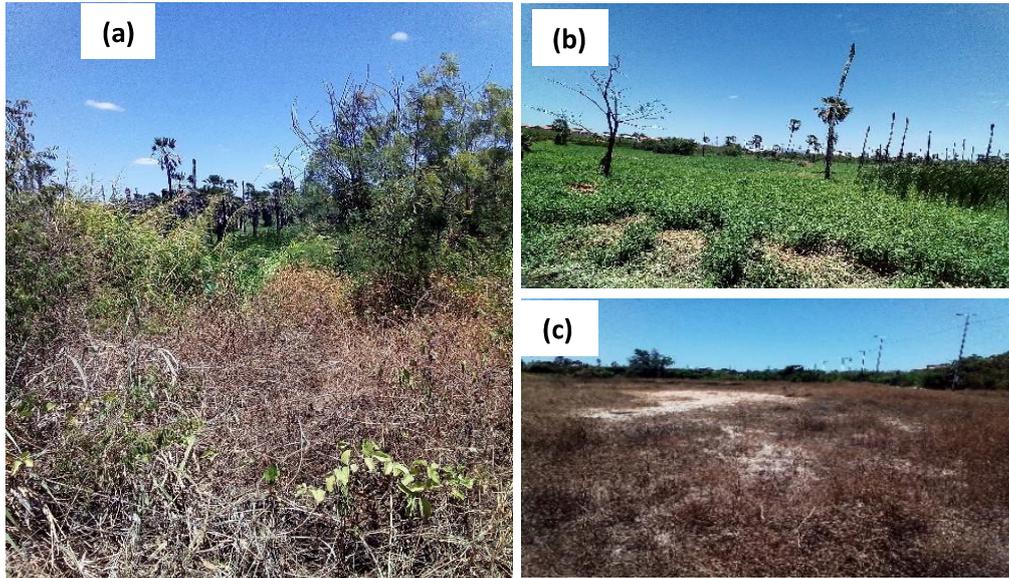
A mudança mostrada na Figura 54 (A2), localizada no Trecho 2, no bairro Cajazeiras, a noroeste da área de estudo, se observou que está, apresenta uma transição da vegetação para solo exposto, do ponto de vista espectral a alteração dos valores nos pixels registraram uma diminuição do verdor e aumento da Luminosidade do solo no ano 2021, corroborando assim com os trabalhos de Vorovencii, (2017) e Allen *et al*, (2018), destacando que os componentes dos CAP facilitam registrar essas variações espectrais que estão associadas ao comportamento espectral dos alvos, neste caso, a interpretação do significado biofísico, refere-se a uma área com processo de degradação.

Nos trechos, foi observado, que estas áreas apresentam uma condição de vegetação herbácea seca que se interpõem como barreiras físicas, entre ambientes brejosos e paludosos, sendo uma limitação para verificar este tipo de mudança. Porém, de acordo com relatos da população do bairro Cajazeiras, na R. Francisco Nogueira que margeia esta área, tem sido utilizada a prática de desmatamento e queimadas a fim de aproveitar a exploração comercial das espécies de carnaúbas.

Mesmo assim, não foi possível acessar os espaços de degradação devido as limitações do terreno, alguns eventos visíveis dos pontos de observação podem ser vistos na figura 56.

Figura 56 – Mudança área de degradação registrado pelo CVA no período de 2015 - 2021 no PEC. a. presença de vegetação seca margeando os carnaubais nas proxi-

midades da R. Francisco Nogueira do bairro Cajazeira, no fundo áreas úmidas com carnaúbas. b. área com presença de vegetação de carnaúba onde atualmente se realizam atividades de extração das folhas para aproveitamento comercial. c. áreas com pouco desenvolvimento vegetal ou solo exposto.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

A mudança mostrada na Figura 54 (A3), localizada no Trecho 1, correspondem a padrões espaciais, localizadas nas lagoas no bairro Aerolândia, que indicam o aumento da biomassa no CVA, registrando uma maior resposta fotossintética da vegetação nos corpos de água com pouca profundidade, o que ratifica que componente Verdor do CVA, respondeu bem aos pixels que mudaram no ano 2021 (XIAO *et al*, 2021), para discriminar áreas de recrescimento na vegetação aquática herbácea da espécie Aguapé (*Eichhornia crassipes*).

De acordo com a mudança supramencionada, na figura 57, pode ser verificado que este tipo de vegetação abrange extensas superfícies, seu desenvolvimento é próximo à construção da empresa Reversora de Água e Esgoto no bairro Aerolândia, o que ratifica que é uma espécie que se adapta a ambientes de poluição urbana, processo que afeta os corpos hídricos dentro do PEC.

Figura 57 – Mudança área de recrescimento de biomassa identificado pelo CVA no período de 2015 - 2021 no PEC. a. presença de vegetação herbácea aquática margeando as lagoas do bairro Aerolândia. B. presença de Aguapé, notar o crescimento da vegetação junto a fluxo de água urbana que sai da Companhia Captação, Tratamento e Distribuição de Água do Ceará (CAGECE) no bairro Aerolândia.



Fonte: Elaborado pelo autor,2022.

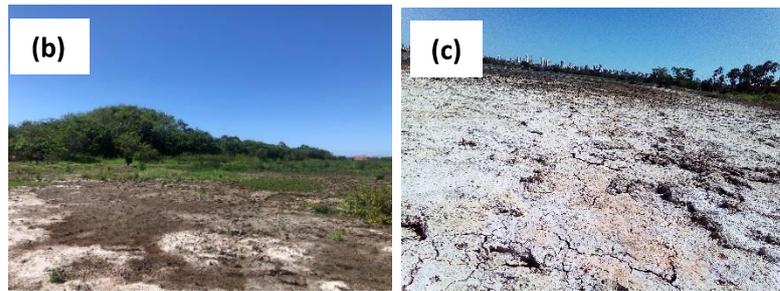
A localização do ponto A4 representa a conversão de áreas com vegetação para solo exposto, esta interpretação, refere-se ao aumento da *Luminosidade* devido à alta resposta espectral que refletem o solo desprovido de vegetação no espectro visível, fornecendo a diminuição na intensidade do *Verdor*, sendo substituídos na data prevista valores com baixa resposta espectral no componente CAP.

ZHOU *et al*, (2020) menciona que essa forte variação espectral na magnitude da mudança, facilita as interpretações, a partir dessas variações espectrais entre os componentes de *Luminosidade* e *Verdor*, neste caso, os valores dos pixels alterados devido à completa perda da vegetação.

Esta categoria de mudança proporcionou conhecimento do grau de alteração causado pela atividade antropogênica dentro do PEC. Na figura 58 foi possível identificá-lo como a área maior expressividade no trecho 1, localizado no bairro Salinas.

Figura 58 – Mudança da vegetação arbórea e arbustiva atingida pelo incêndio dentro do PEC em novembro 2021. a. vista panorâmica do incêndio dentro do PEC. B. Transição entre a fisionomia vegetal para solo exposto, no fundo é possível observar vegetação que existia antes do incêndio. c. degradação dos solos após o incêndio.





Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

A mudança mostrada na Figura 54 – (A5), localizadas no Trecho 1, nordeste da área do PEC, é encontrada apenas no bairro cidade 2000. Autores como Allen *et al*, (2018) e Macintyre *et al*, (2020) mencionam, que a utilização dos TCT como unidade de entrada no CVA melhoram as interpretações dos padrões de mudanças, isto foi verificado nesta pesquisa uma vez que o CVA mapeara o desenvolvimento da vegetação aquática com presença de macrófitas, características de ambientes paludosos e lagoas sazonais do PEC.

Uma vez feita a verificação em campo e a coleta de relatos de moradores locais, ditos padrões espaciais correspondem à recuperação de áreas que foram ocupadas por cultura de subsistência e antigas salineiras. Na figura 59, se constata uma espécie de vegetação aquática herbácea como as apresentadas nas mudanças (A3), pode se observar que este tipo de espécies apresenta diferentes condições fito-vegetacionais, o que é indicador de que esta área apresenta um ambiente com menor poluição urbana, uma vez que não foi observada a presença de Aguapé.

Figura 59 – recrescimento da vegetação aquática no PEC. a. Presença de macrófitas em lagoas sazonais do PEC. b. Transição entre vegetação aquática para áreas lamacentas, no fundo é possível observar vegetação de manguezal. c. presença da vegetação de tabuleiro margeando a vegetação herbácea dentro do PEC.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.3.2 Direção do vetor de mudança

No que se refere ao vetor direção de mudança calculado pelo método do CVA nesta pesquisa, pode-se verificar as áreas: sem alteração, recrescimento, alagamento e degradação, através da figura 60 (A1)

Neste estudo, para melhorar a interpretação visual das categorias foi considerado que as situações de ‘sem alteração’ e ‘áreas de recrescimento’ representam áreas que permanecem em um processo de regeneração natural, por tanto foram agrupados em uma única categoria de mudança, assim foi possível agrupar três tipos de direções de mudanças que pode ser visto nas figuras seguintes (Figura A2, A3 e A4). Os tons de cinza permitiram visualizar os resultados da imagem de direção de mudança, a cor branca representa as áreas que mudaram, a área de tons de preto indica que não houve mudança, enquanto as áreas em cinza indicam aquelas áreas sem alteração ou recrescimento.

Podem ser vistas na Figura 60 (A2) as áreas que de 2015 a 2021 não tiveram alteração, esta categoria foi definida com uma trajetória angular entre 0° - 180° no componente de direção de mudança. Devido às medidas de proteção tomadas pelas diferentes entidades para garantir o desenvolvimento sustentável do PEC, mesmo que essas medidas tenham sido implementadas dois anos depois de data prevista desta pesquisa o processo de recuperação natural é evidente, em grande parte do Trecho 1, se verificou que a vegetação de mangue e a vegetação de tabuleiro se encontram em um estágio de maior desenvolvimento ou sem alteração.

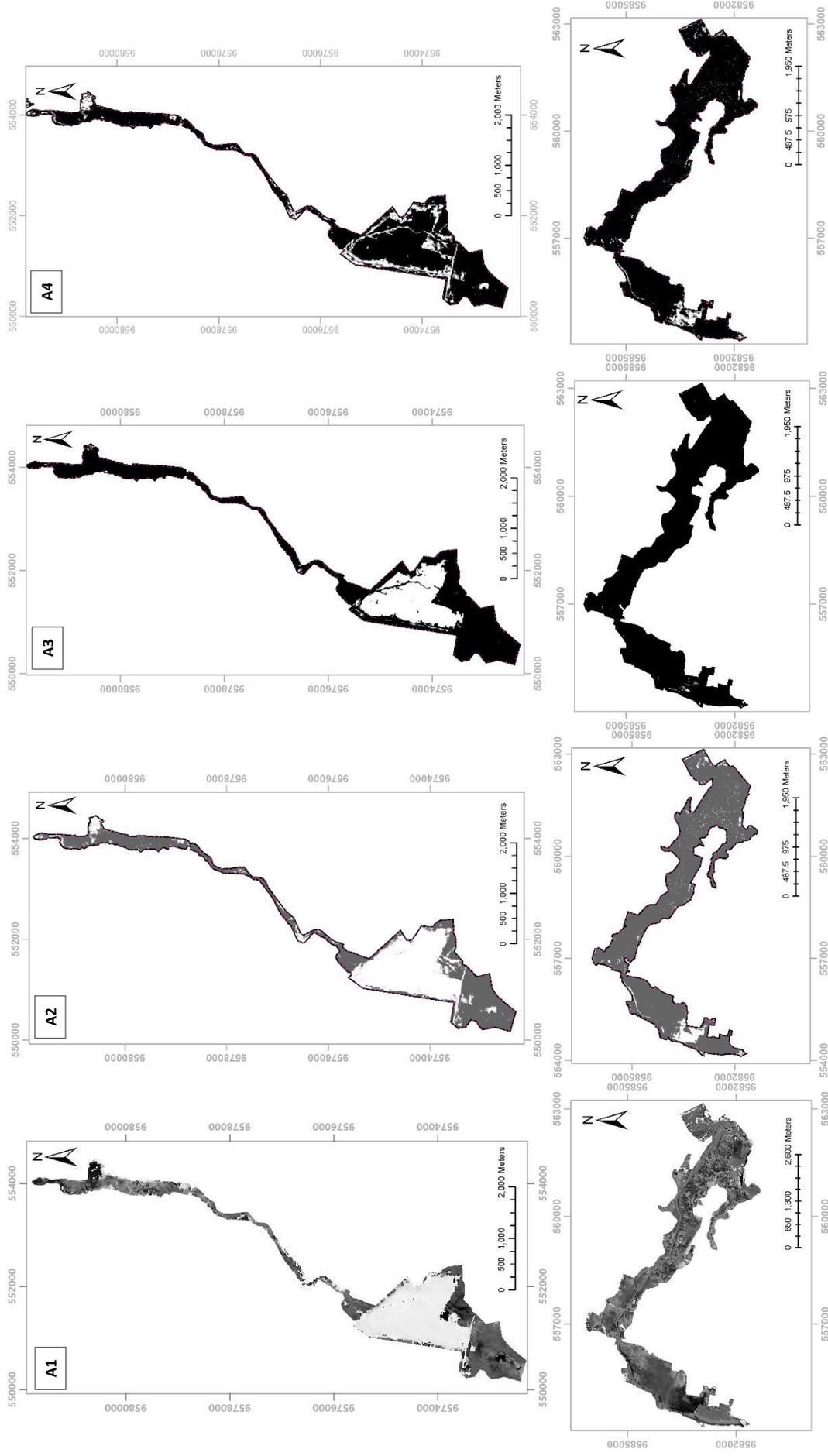
De acordo com a figura 60 (A3), os tipos de categorias das mudanças na cobertura da terra no PEC, ocorreram principalmente na conversão de solo descoberto a áreas alagadas no trecho 2. O motivo é que as informações espectrais do composto temporal de 2015, foi obtida quando nessa área ainda não existia à barragem de contenção de cheias do Rio Cocó (ARCADIS,2020), sendo na atualidade uma das mudanças mais representativas. Se definiu a trajetória angular entre 180° - 270° .

As áreas de degradação do ecossistema foram desenvolvidas principalmente por práticas de uso de fogo e atividades de desmatamento na vegetação, gerando padrões de mudanças de degradação no trecho 1 Figura 60 (A4). O composto temporal de imagens de 2021 coincidiu com o incêndio do parque estadual do Cocó que atingiu parte da vegetação na parte interior do parque, considerando-se um dos padrões mais representativos em termos de área e de importância. Esta mudança representa a trajetória angular entre 270° - 360° no componente de direção da mudança.

Alguns autores, como Lu *et al.*, (2004) e Allen *et al.*, (2018), consideram que as limitações do CVA estão relacionadas com a verificação das trajetórias angulares, o que pode gerar subjetividade na interpretação das mudanças. Portanto, é necessário que o intérprete tenha conhecimento na área de estudo, assim como, a habilidade para encontrar limiares que representam a realidade das mudanças.

A análise do vetor de direção de mudanças permitiu extrair informação qualitativa dos padrões de mudanças, essa interpretação de limiares no CVA, foi baseada nos resultados angulares da imagem do vetor de direção de mudança (figura A1), sendo essa uma das limitações discutida por vários autores, já que pode gerar subjetividade nas interpretações, uma vez que sua definição é feita por um ajustamento interativo, conhecimento do intérprete na área de estudo, e destreza na identificação das mudanças. Vale ressaltar que a verificação em campo permitiu verificar este tipo de alterações a fim de estabelecer maior correspondência.

Figura 60 – (A1). Imagem com informação de direção de mudanças no período de 2015- 2021 no PEC. (A2) sem alteração e recrescimento 0°-180°. (A3) Interpretação linear áreas alagadas 180°-270°. (A4) Interpretação linear áreas degradadas 270°-360°.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

5.4. Trajetórias de mudanças de NDVI

A fim de comparar os métodos de detecção de mudanças, foi padronizada a mesma escala temporal usada na construção dos compostos temporais de imagens para os TCT e CVA, o que garante, que as trajetórias dos NDVI possam ser comparadas em condições semelhantes às interpretações realizadas no CVA.

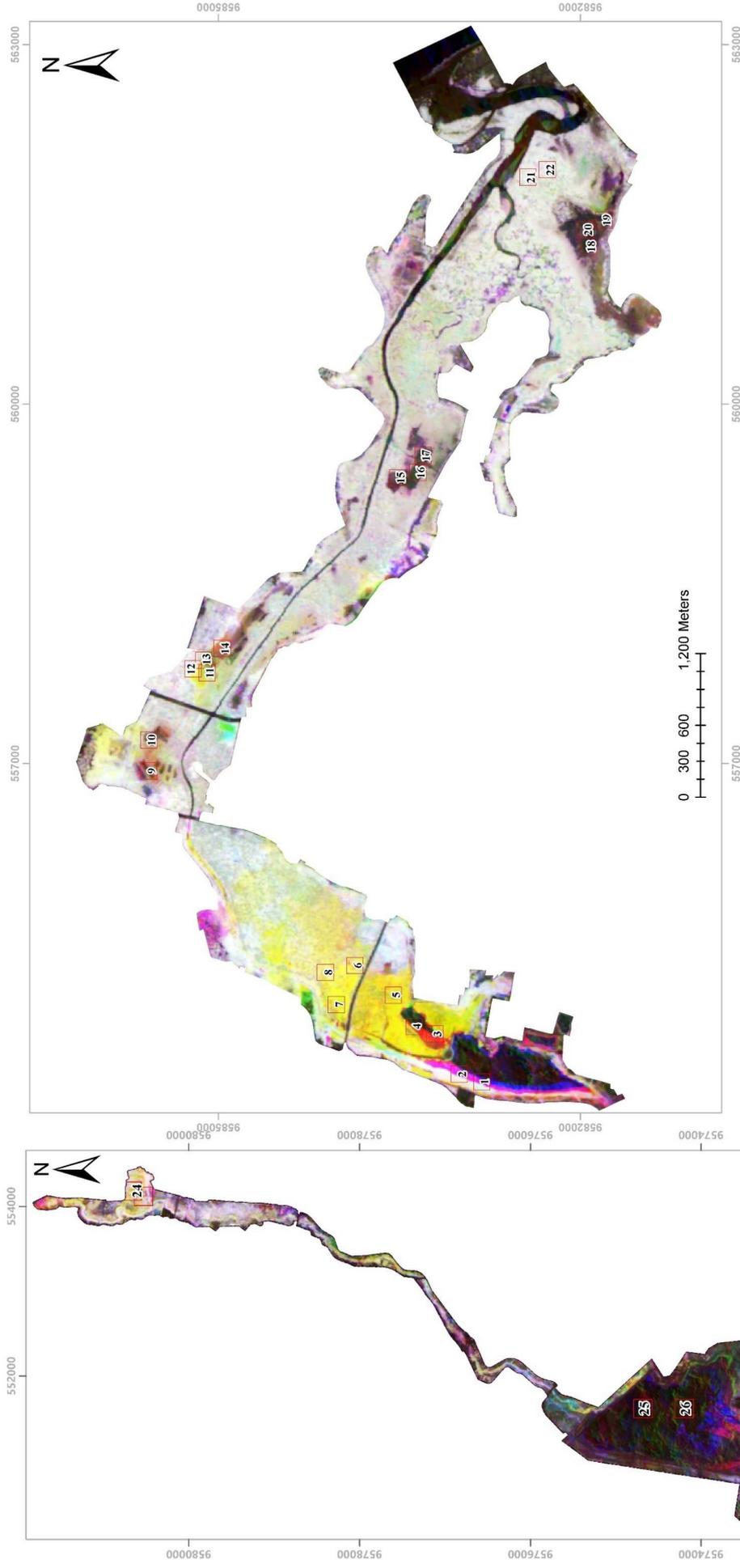
Desta forma, a construção das trajetórias para o desenvolvimento da vegetação foi aplicado o NDVI e calculado o valor máximo do pixel nos meses de outubro, novembro e dezembro para cada um dos anos de 2015 a 2021.

Uma vez feitos os compostos mensais de NDVI foi possível construir as assinaturas espectrais a partir da ferramenta do software Qgis “*Value Tool*”, nesse sentido, foram selecionados pontos nas mudanças mais representativas no CVA, mesmo em outras áreas onde se identificaram visualmente informações contextuais, tais como padrões e cores que deram indicações de alterações na cobertura ao longo dos anos 2015 – 2021.

A figura 61 mostra o resultado obtido na composição colorida de NDVI, após ter sido aplicada uma combinação RGB utilizando os compostos mensais de outubro – novembro -dezembro do ano 2021, com intuito de melhorar as interpretações nas séries de NDVI.

As cores amarelas estão associadas a áreas sem vegetação e áreas com menor desenvolvimento da vegetação. As cores vermelho, rosa e azul as áreas em processo de crescimento vegetal e as cores de cinza a branco representam as áreas com maior desenvolvimento da vegetação, enquanto que as cores escuras referem a corpos de água.

Figura 61 – Pontos de observação para a construção de trajetórias de mudanças de NDVI no Parque Estadual do Cocó. Composição colorida de NDVI mês de outubro, novembro e dezembro ano 2021.



Pontos selecionados para a construção trajetórias de mudanças do NDVI Ano 2015- 2021 no Parque Estadual do Cocó (PEC)

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

A partir da figura 62, o índice vegetativo nas assinaturas espectrais 1 e 2 registraram valores altos (0.8) desde o último mês do ano 2018, permitindo observar a tendência estável no comportamento das espécies da vegetação aquática herbácea sem interrupções. No ponto 3 aconteceu uma dinâmica fenológica diferente, possivelmente as chuvas da pré-estação na zona metropolitana de Fortaleza, que se iniciam no mês de dezembro/janeiro (CASTRO, 2022) gerou um aumento das cheias das lagoas no setor da Aerolândia o que interfere no pico do NDVI.

As assinaturas espectrais dos pontos 4 e 5 expressadas pelo índice vegetativo na figura 63 mostram os altos valores NDVI (0.7- 0.9) ao longo dos anos 2015 a 2020, podendo ser visto um declive no índice a partir do mês de outubro até dezembro no ano 2021 (0.1 - 0.3). Esse fenômeno que ocorreu foi devido ao incêndio no Parque Estadual do Cocó na referida data, a partir disso, foi possível ratificar o mencionado por Jiang *et al*, (2021) e Gao *et al*, (2022) de que são as atividades antrópicas que contribuem à identificação nas trajetórias de NDVI dos fatores que a nível urbano geram alterações na cobertura da terra.

A trajetória temporal do incêndio do cocó, permitiu interpretar que um mês antes da deflagração do incêndio, o composto mensal do mês de outubro registrou valores baixos (0.5) em relação aos anos anteriores (0.9), sendo o mês com a vegetação mais seca no ano 2021, esta interpretação segundo Ferreira e Costa (2021) podem ser levadas em consideração para que o incêndio houvesse atingido maior área da vegetação, além de fatores como a estiagem prolongada e os baixos índices pluviométricos.

Mesmo que a Perícia Forense do Estado do Ceará (PEFOCE) tenha ratificado que este incêndio foi resultado das fogueiras para cozinhar alimentos, Ferreira Filho (2019) ressalta que no período de julho e novembro, devido as condições climáticas a ocorrência de fogo é maior, por tanto favorece ao aumento dos focos de incêndio nas florestas do Ceará.

Na localização dos pontos 6, 7 e 8 da figura 64, é possível verificar uma mudança que não foi registrada pelo CVA, localizada no trecho 1 de Fortaleza, no bairro São João do Tauape, sendo áreas que apresentam níveis altos da atividade fotossintética no período de 2015 a 2020. A verificação em campo constatou que na atualidade que estas áreas estão atualmente alagadas, o que possivelmente gerou a queda do índice vegetativo para o ano 2021 com valores de 0.1.

No gráfico 65 encontra-se a localização da trilha Ecológica do Parque do Cocó, sendo possível verificar valores baixos de NDVI na tendência temporal, de acordo a verificação em campo dos pontos de observação 9 e 10. Eles apresentam inundações permanentes, sendo uma limitação para o desenvolvimento da biomassa, mesmo assim se observa o crescimento

das algas que podem gerar a resposta espectral com um pico máximo de 0.4 do índice vegetativo.

É possível identificar relações entre as dinâmicas da vegetação no caso antes mencionado com aquelas identificadas nos pontos de observação 11,12,13,14 (figura 66) já que permitiram verificar ambientes paludosos com pequenas lagoas sazonais que interferem no desenvolvimento deste tipo de espécies. Por uma parte, a explicação de Klimavičius *et al*, (2021), pode ajudar a compreender, como as flutuações da vegetação nas trajetórias de mudanças de NDVI permitem relacionar os estágios de desenvolvimento e sua relação com as condições meteorológicas, o que ratifica que os meses com maior volume de precipitação na área metropolitana de Fortaleza, geram baixos valores do NDVI principalmente nas chuvas da pré-estação no mês de dezembro (FUNCEME, 2022).

Mesmo que sejam espécies herbáceas registradas nas figuras 62, 65 e 66, apresentam diferenças na evolução temporal do NDVI, sendo registrado diferentes estágios de desenvolvimento, este processo de mudança foi destacado no CVA na descrição de áreas de recrescimento.

Já que as espécies encontradas no bairro cidade 2000, geraram maior atividade fotossintética no índice vegetativo maior de 0,8 (figura 66), levando a sugerir que são espécies com menor grau de poluição urbana; em contraste com as espécies de Aguapé (0.5) no bairro Aerolândia (figura 62), que registraram um comportamento estável a partir do ano 2018, resultado do processo de eutrofização na lagoa, indicam que as séries temporais de NDVI diferenciam daquelas alterações de origem antrópico das que estão relacionadas às características ambientais do lugar (JIANG *et al*, 2021).

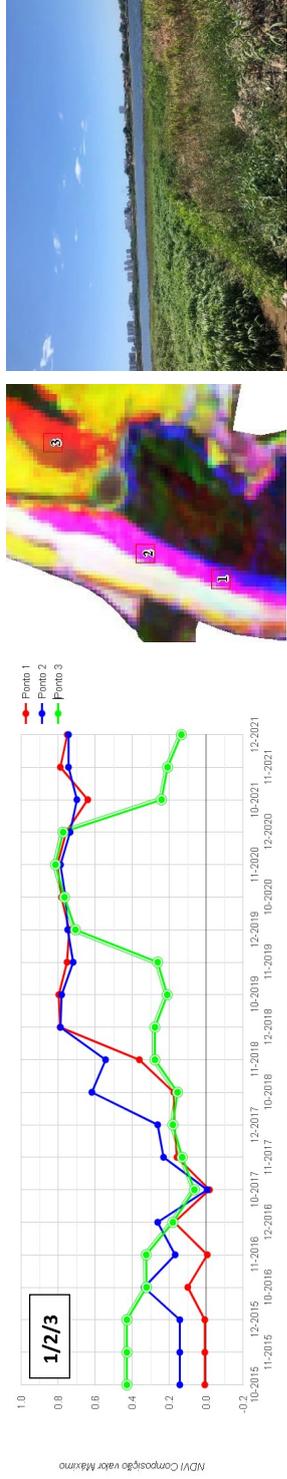
Os pontos 15, 16 e 17, estão localizados no bairro Edson Queiroz na zona de acesso às antigas salineiras, sendo na atualidade área de solo exposto com maior extensão dentro do PEC (ARCADIS,2020), que se encontra em processo de regeneração natural. No entanto, isso não foi possível verificar, já que a única estrada de acesso ao local, se encontrou margeada pela presença da vegetação de manguezal com maior desenvolvimento e solo lamacento, limitando a entrada para a verificação de campo. Desde o ponto de vista espectral o índice vegetativo registrou um declive de 0.1, já nos 2020 e 2021 se observa um aumento com o pico máximo de 0.4.(figura 67).

A figura 68, corresponde ao comportamento espectral da floresta de dunas, localizada no trecho 1 contínuo ao Parque Municipal de Sabiaguada (PNM), ocupa uma área considerável e única dentro do PEC. Nos pontos 18 e 19 é possível observar uma tendência

estável com valores baixos nos índices vegetativos, isso relaciona-se as lagoas interdunares característica deste tipo de ambientes. Já no ponto de observação 20 são obtidos valores com pico máximo de 0,4 o qual estão associados provavelmente padrão fisionômico da vegetação sobre dunas fixas (SOUZA,2009).

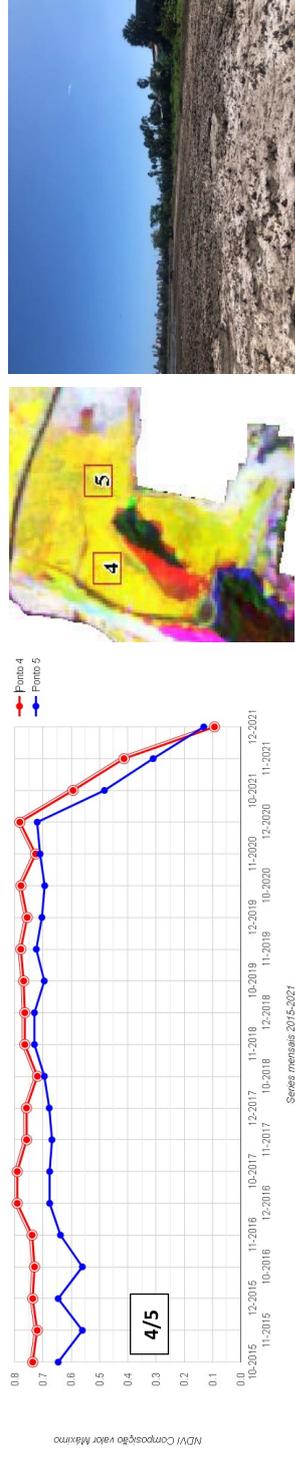
O afirmado por Rouse *et al*, (1974) e Tucker (1979) e Paruelo (2014), pode ser verificado na figura 69, em que o comportamento da vegetação é fotossinteticamente ativa, ratificando assim, o bom estado ou a saúde da vegetação, onde a relação espectral do infravermelho próximo é alta em relação à resposta espectral do espectro visível, o que permite obter um índice vegetativo com valores ente 07-08. No entanto, como menciona Hussaim *et al*, (2013), as trajetórias temporais de NDVI são sensíveis às alterações climáticas, nos pontos 21 e 22 é possível observar um declínio no índice a partir do mês de outubro de 2017 que interfere no registro estável da vegetação de mangue.

Figura 62 – Flutuação do NDVI nas áreas com processos de eutrofização ou recrescimento da biomassa.



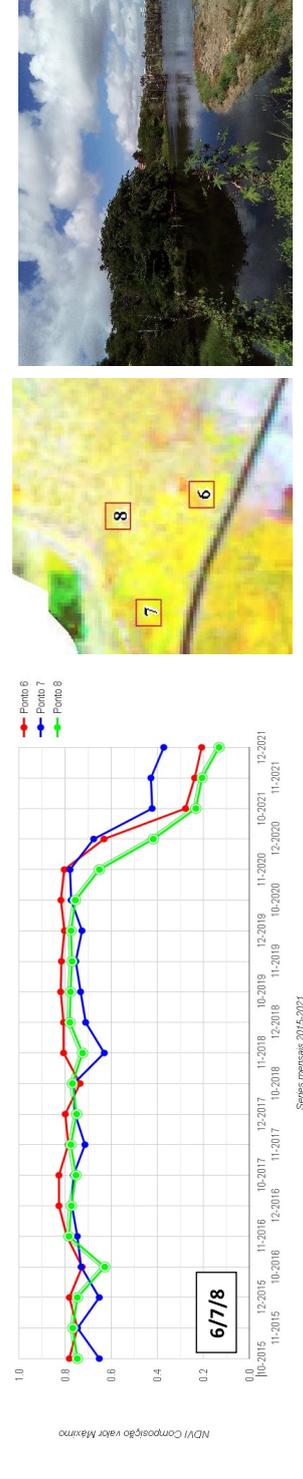
Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 63 – Flutuação do NDVI nas áreas de degradação no parque Estadual do Cocó.



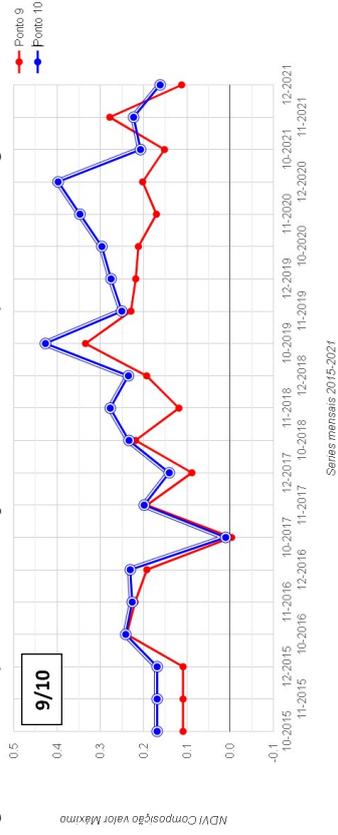
Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 64 – Flutuação do NDVI transição nas áreas com vegetação para áreas alagadas.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

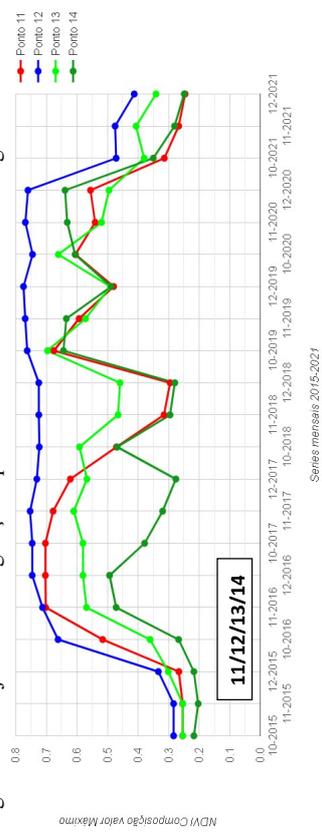
Figura 65 – Flutuação do NDVI em processos de eutrofização nas áreas alagadas.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.



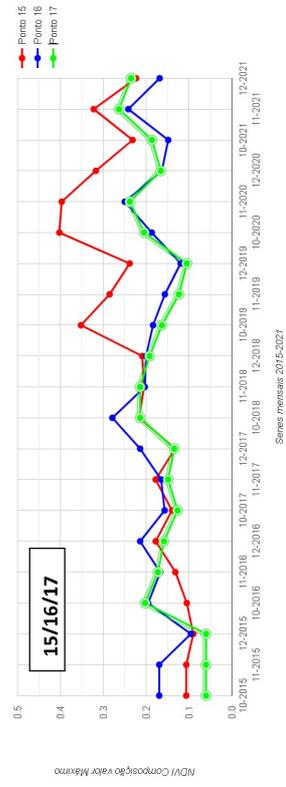
Figura 66 – Trajetórias da vegetação aquática herbácea em diferentes estágios de desenvolvimento.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.



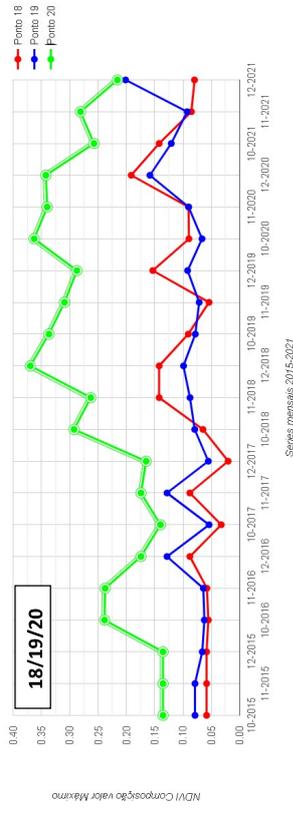
Figura 67 – Flutuação do NDVI nas áreas de solo exposto com pouco desenvolvimento vegetal.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.



Figura 68 – Flutuação do NDVI nas áreas de dunas fixas interdunares.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

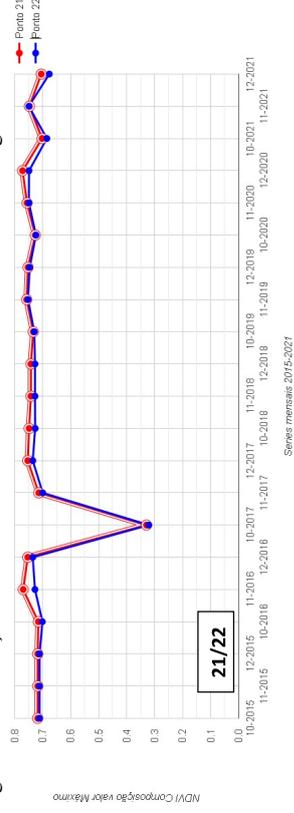
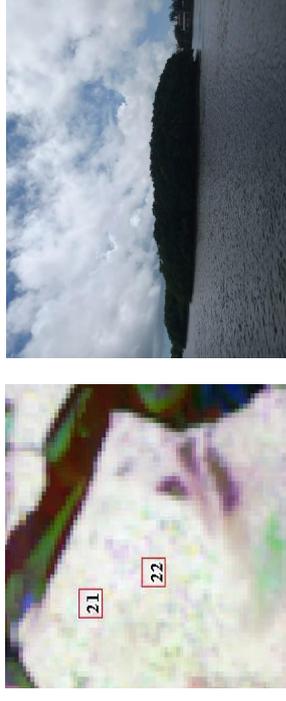


Figura 69 – Flutuação do NDVI nas áreas com maior desenvolvimento vegetal.

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.



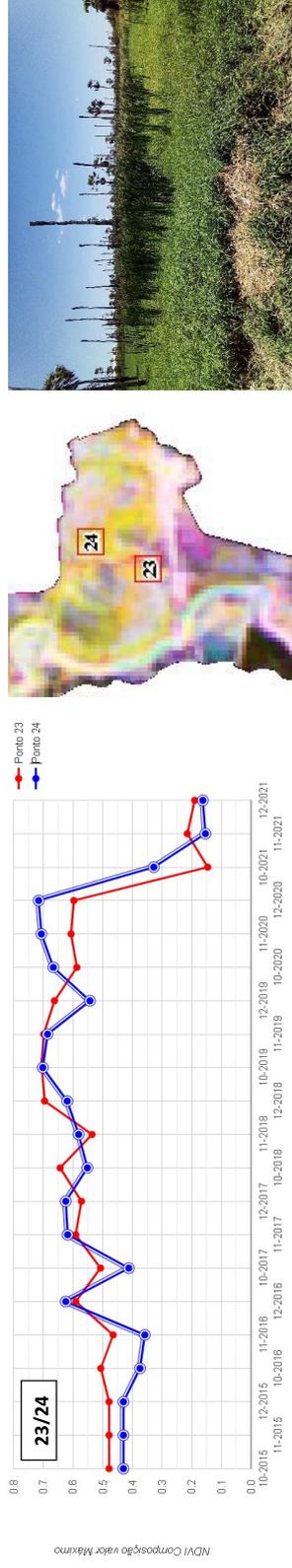
No Trecho 2, foram interpretadas três trajetórias de mudanças, de modo que, na figura 70 é possível observar de que forma responde a vegetação, tendo um comportamento estável com valores de 0,5 ao início de 2015 a 0,7 até o final do ano 2020. Estes valores estão associados a cobertura arbustiva de Carnaubais identificadas nesta área em particular. Em comparação, já ao início do ano 2021, se evidenciam menor desenvolvimento devido as práticas de desmatamento realizadas pelos moradores locais, que corrobora assim com o Plano Estadual do rio Cocó (2020), onde se ratifica que esta área é a mais afetadas pelas atividades antropogênicas no PEC.

Mesmo que não se conseguiu acessar à área do desmatamento, se verificou à degradação do Carnaubais no bairro Cajazeiras, nas proximidades da R. Francisco Nogueira que margeia o PEC.

Conforme destacado na descrição das mudanças nas áreas alagadas no CVA, a barragem do rio cocó, foi inaugurado no ano de 2017, tendo uma enchente constante do local e seu entorno, chegando desde então a registrar um declínio no índice a partir do mês de outubro de 2017 com quedas até a última data de referência, chegando quase por baixo de -0,1. É possível verificar este comportamento na figura 71, continua a rodoviária quarta Anel Viário.

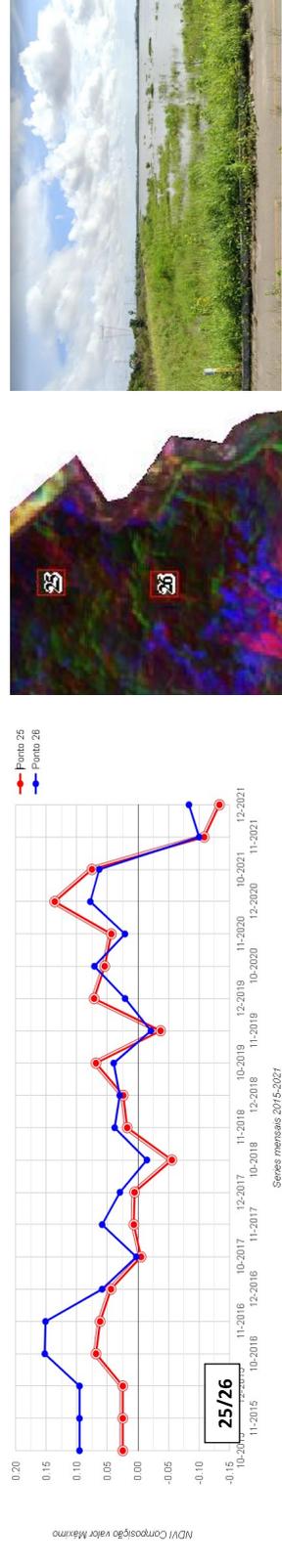
Na Figura, entre dezembro e outubro do 2018 se observou um aumento de quase 0.8 nos valores do NDVI, esta dinâmica de mudanças constantes foi interrompida pelos quadros de alagamentos produzidos principalmente pelas cheias da barragem do rio cocó no de período 2017 a 2018, razão pela qual é possível evidenciar uma queda nos três pontos de observação (27, 28, 29) com valores entre 0.1 a 0.2. A partir de outubro de 2019, se observou um aumento considerável na vegetação de quase 0.8 na tendência temporal, esta situação pode ser explicada pela presença da vegetação de carnaúbas e vegetação aquática herbácea que foi observada desde a rodovia quarta Anel Viário.

Figura 70 – Flutuação do NDVI nas áreas em processos de desmatamento na vegetação de carnaubais.



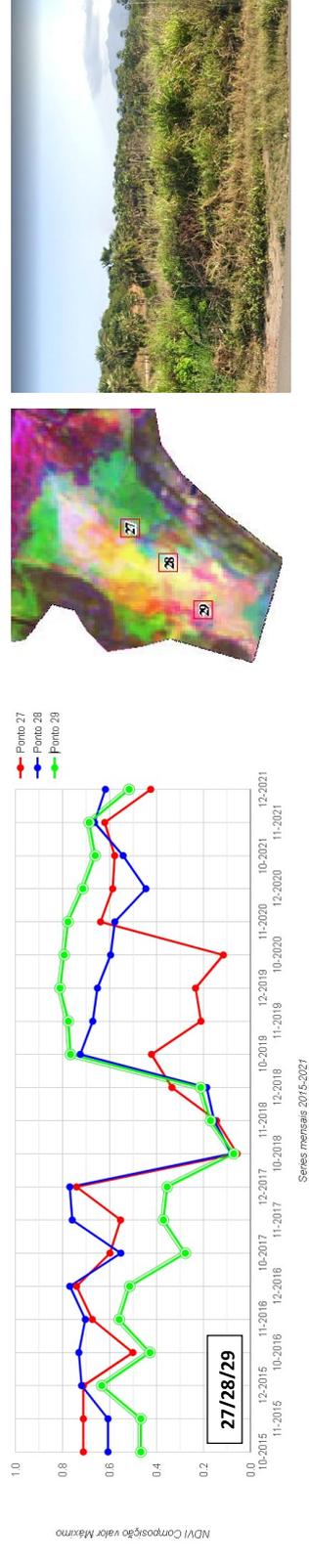
Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 71 – Flutuação do NDVI nas áreas com processos de eutrofização em áreas alagadas.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 72 – Flutuação do NDVI em diferentes estágios de desenvolvimento da vegetação arbustiva carnaubal (no fundo).



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022

6 CLASIFICACAO SUPERVISIONADA

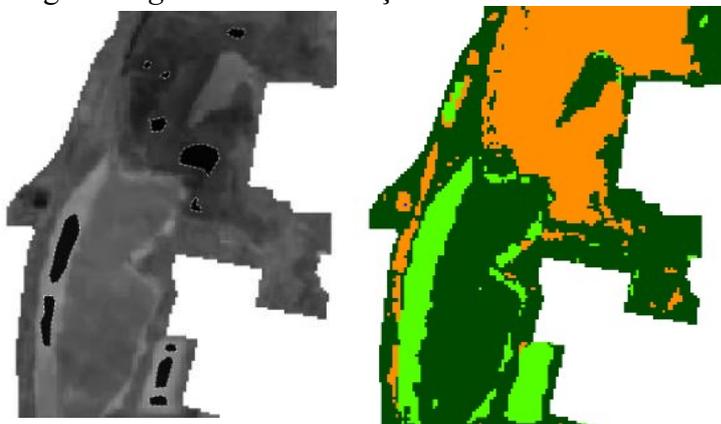
Na classificação de imagens foram selecionadas as camadas de ‘*Magnitude de mudança*’ da técnica CVA e a composição colorida dos compostos mensais do NDVI, baseado na verificação de campo realizada. Foram criadas áreas de treinamento agrupadas em 4 categorias de mudanças identificadas na pesquisa: degradação, recrescimento, alagamento e sem alteração.

Para os resultados de mudança vetorial, da técnica do CVA, foi utilizado o método classificador mínima distancia, que consiste em calcular, o valor médio da estatística da amostra, que é comparado com os outros pixels, cujo valor de distância é mínimo em relação ao valor médio que será atribuído a essa categoria e segmentada a imagem (CASTILLEJO, *et al*, 2014).

Desta forma, foram criadas 28 amostras em toda a imagem CVA, levando em consideração que os resultados obtidos nas interpretações das alterações na camada de "magnitude de mudanças" apresentam as categorias de mudanças já identificadas, o que sugere que a homogeneidade nos valores dos pixels facilitou o processo de segmentação da imagem.

Na figura 73, é mostrado um exemplo da seleção de amostras nas categorias de recrescimento, degradação e áreas de alagamento na camada “magnitude de mudanças”, como o resultado da segmentação da imagem após ter sido aplicado o método classificador mínima distância.

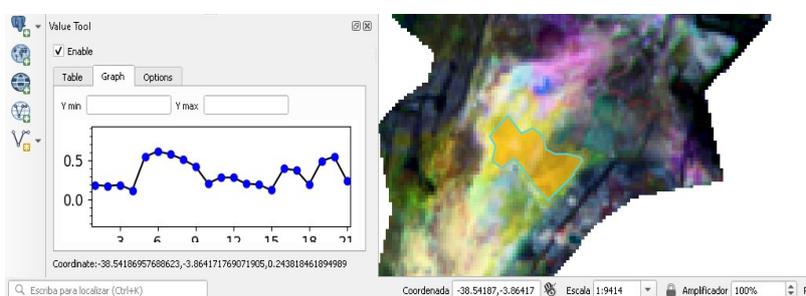
Figura 73 – Exemplo amostragem e classificação da imagem *Magnitude de mudança* método CVA.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

No caso das trajetórias de mudanças, foi necessário criar 77 amostras, devido ao fato de que a composição colorida dos compostos mensais fornece mais informações contéuda nos valores espectrais do NDVI, pelo qual foi necessário que o número de amostras seja maior do que no CVA, visando a uma melhor segmentação da imagem baseado nas trajetórias de mudanças já conhecidas pelo intérprete. Na figura 74 se mostra o processo da classificação das categorias, note-se que para a construção da amostra, foi verificado a trajetória do comportamento espectral.

Figura 74 – amostragem e classificação da composição colorida de NDVI com as informações de trajetórias de mudanças.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

6.1 Elaboração de mapas de mudanças

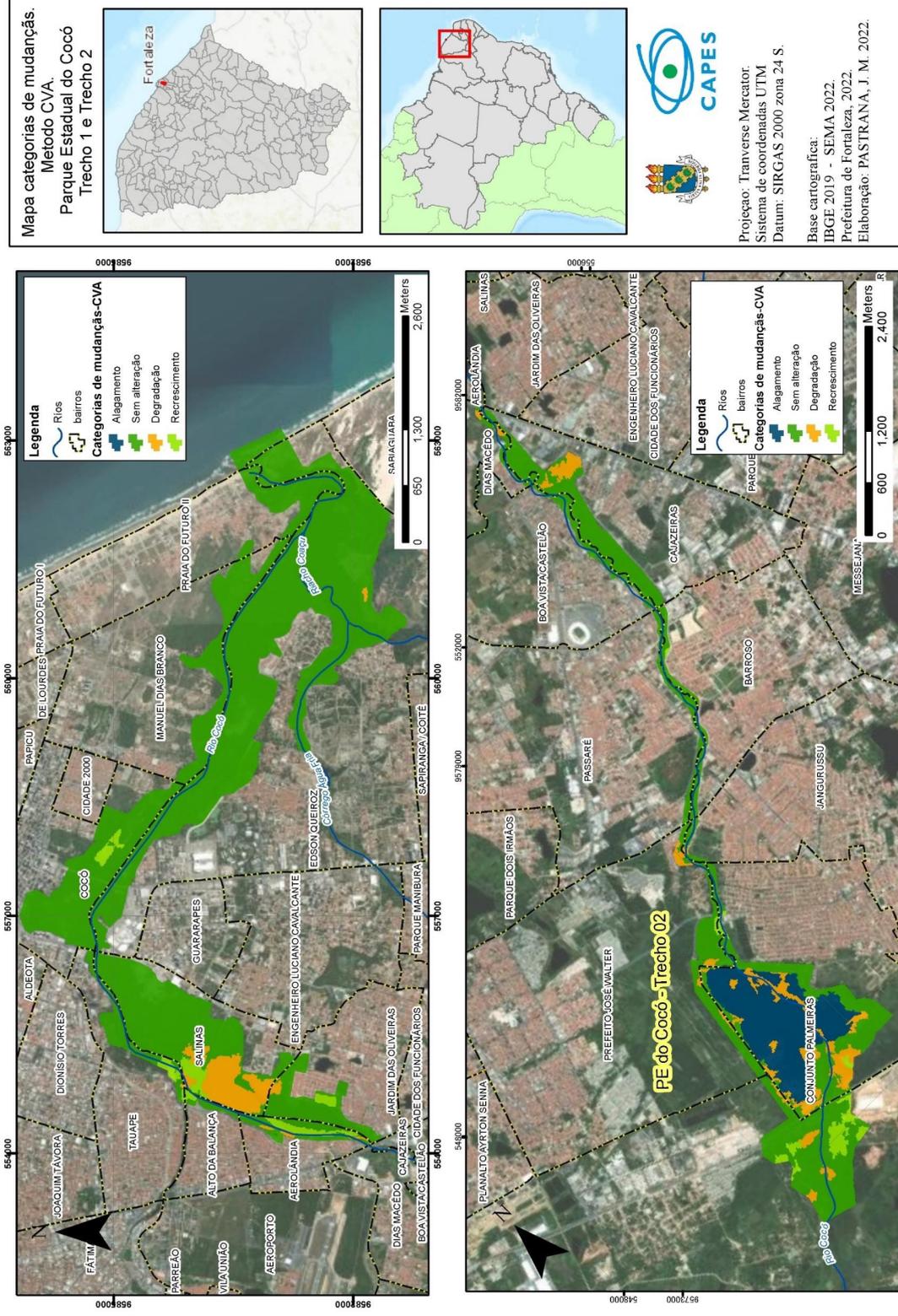
O resultado final dos processos da classificação, gerou uma camada vetorial com os diferentes tipos de categorias de mudanças, permitindo filtrar a informação espectral relacionada com as categorias de mudanças interpretadas no CVA e o método de trajetórias de mudança.

Deste modo, pode-se verificar nas figuras 75 e 76 os mapas vetoriais das categorias de mudanças do CVA e as trajetórias do NDVI, vale ressaltar que o processo de edição cartográfica foi realizado na escala 1:25.000, levando em consideração a unidade mínima de mapeamento, que neste caso, qualquer área menor que 0,5 não é representada no mapa ou deve ser generalizada, sugerindo que seja mesclado à categoria mais próxima. (CHAVEZ *et al*, 2013).

Na tabela 12, são mostradas as áreas e porcentagem em relação a cada uma das categorias identificadas nos métodos utilizados na pesquisa. Para as categorias *sem alteração* teve uma maior abrangência com 1302.58 ha que representam 82.37% dentro da área de estudo, em relação à categoria de *sem alteração* do método trajetórias de

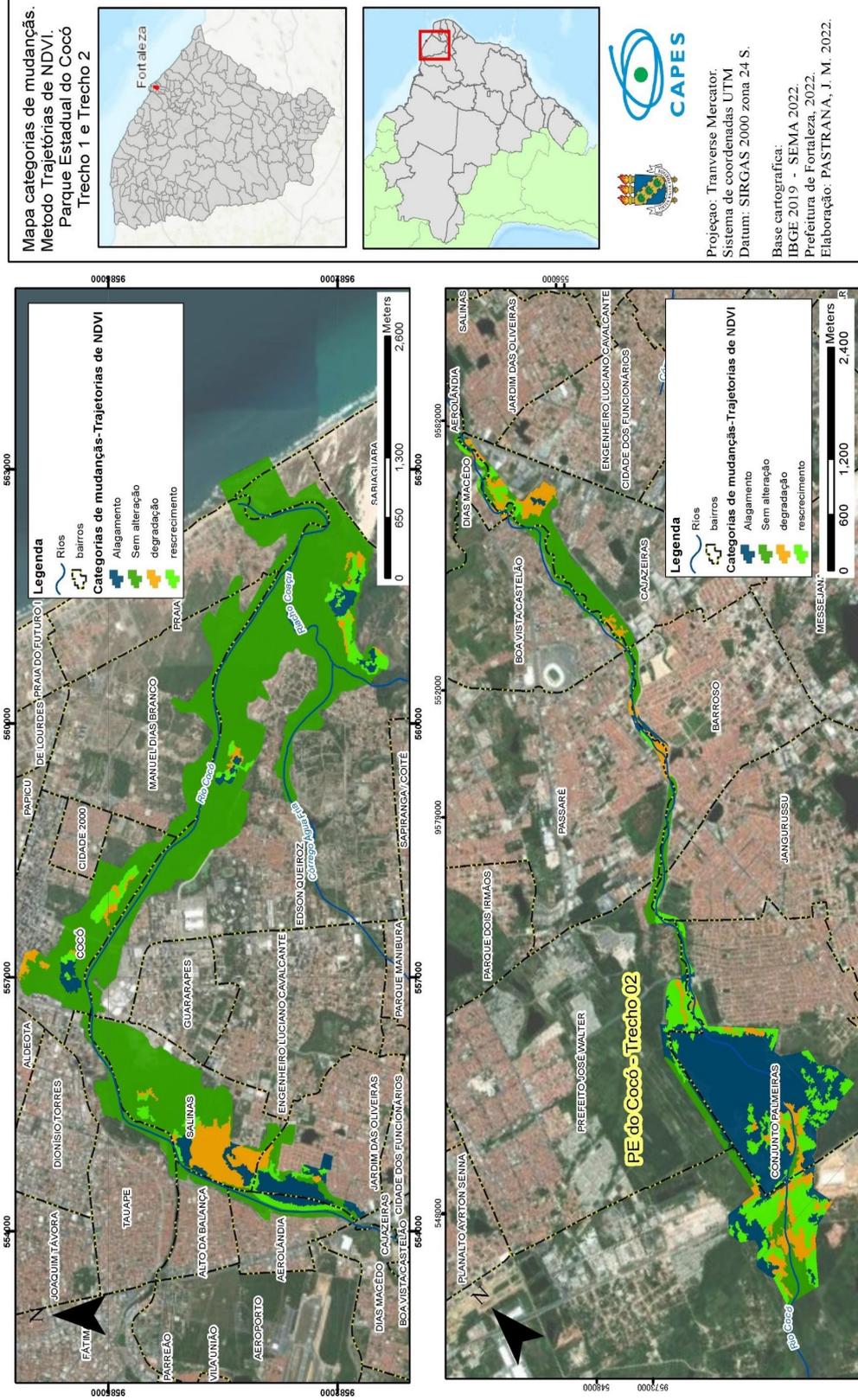
mudanças. Enquanto às categorias de recrescimento (10.19%), degradação (7.96%) e alagamento (16.61%) obtiveram maior porcentual das áreas no método trajetórias de mudanças.

Figura 75 – Classificação supervisionada das categorias de mudanças identificadas com método do CVA



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Figura 76 – Classificação supervisionada das categorias de mudanças identificadas nas trajetórias de NDVI.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Tabela 15 – Relação de áreas e percentual das categorias de mudanças 2015-2021 no Parque Estadual do Cocó.

Tipo de mudanças	Método Change Vector Analysis		Método trajetórias de mudanças do NDVI	
	Área (ha)	Porcentagem (%)	Área (ha)	Porcentagem (%)
Sem alteração	1302.58	82.37	1031.63	65.24
Recrescimento	52.18	3.30	161.08	10.19
Degradação	107.30	6.79	125.89	7.96
Alagamento	119.19	7.54	262.65	16.61
Total	1581.25	100%	1581.25	100%

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

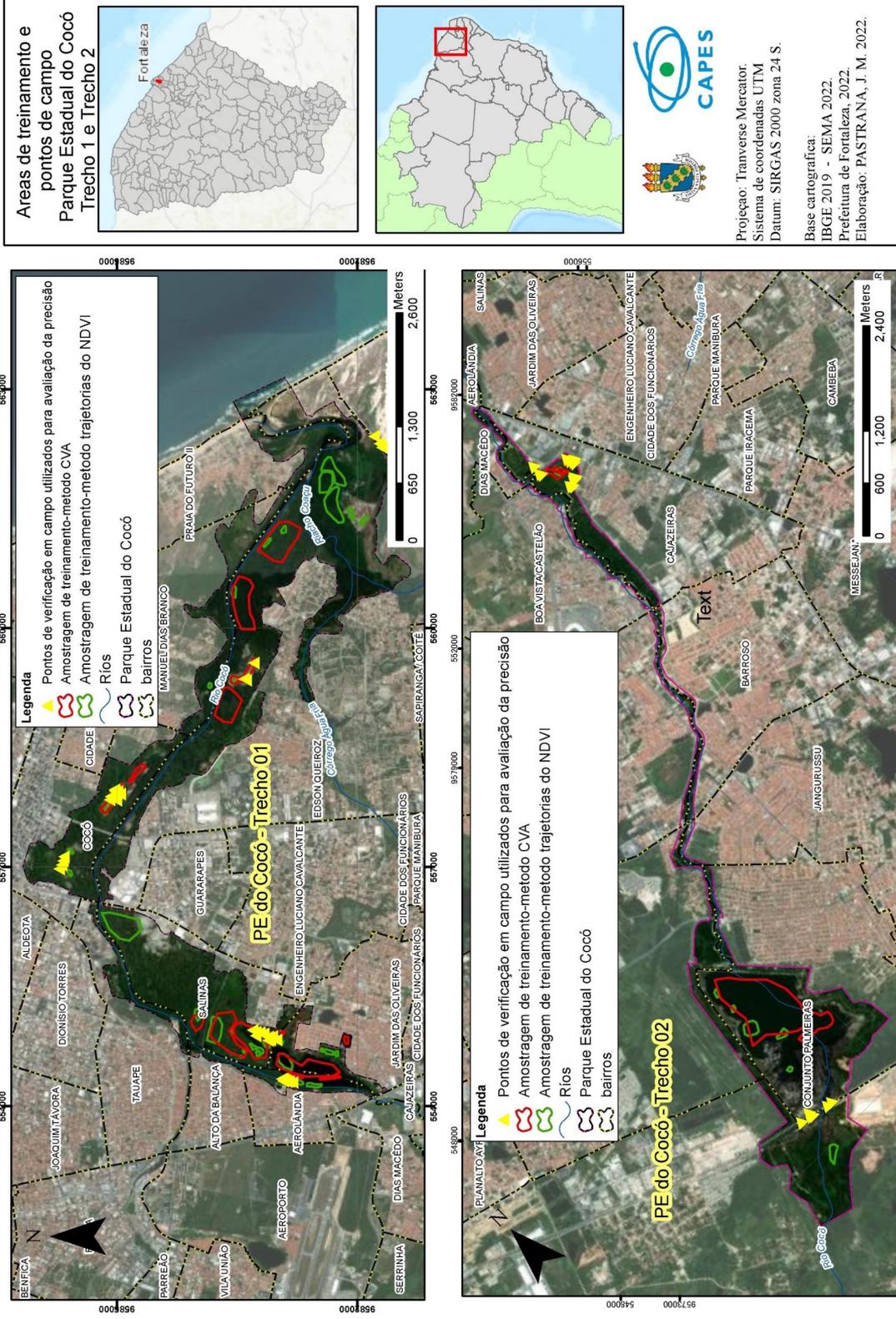
6.2 Comparação de técnicas classificadoras

Os resultados das classificações foram avaliados pelas metodologias recomendadas por Cabrera *et al*, (2011); Rodriguez e Boca (2012); Padro (2019) o que permitiu comparar o nível de acurácia das técnicas de detecção de mudanças utilizadas nesta pesquisa, com base na verificação no terreno.

Desta forma a amostragem de treinamento utilizadas para segmentar as imagens, foram aquelas áreas conhecidas pelo intérprete, o que permitiu segmentar as imagens baseado nas características que mais refletem a realidade do terreno (PADRO, 2019) uma vez que as amostras foram geradas de acordo com a interpretação feita do método CVA e as trajetórias de mudanças, com a verificação a priori realizada no campo, deste modo estas áreas representaram uma parte importante na construção da matriz do erro.

Nesta pesquisa as áreas para avaliação da precisão das classificações foram criadas a partir dos pontos da verificação do terreno (figura 77) estes polígonos de treinamento permitiram avaliar o grau de correspondência entre as categorias identificadas pelo método classificador e a correspondência no campo.

Figura 77 – Áreas de treinamento utilizadas para segmentar as imagens e os pontos de verificação em campo, através dos quais foram criadas as áreas para a avaliação das classificações.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Nas tabelas 22 e 23 é mostrada a matriz de erros das avaliações para cada uma das classificações feitas para cada método da pesquisa, o que proporciona uma ideia das categorias que foram erroneamente classificadas, mesmo com àquelas que não representam corretamente a verdade do terreno.

Desta forma, se apresentam os resultados da matriz de erros do método classificador *Mínima Distancia Euclidiana* e os polígonos de verificação em campo, nesta é possível evidenciar *Acurácia do Usuário* nas linhas da matriz de erros, dito porcentagem refere-se ao grau de confiabilidade de uma categoria corresponder a verdade de campo, enquanto que a *Acurácia do Produtor* mede as categorias que se classificaram erroneamente na imagem. Na diagonal, o total dos pixels da amostragem corresponde aos valores corretamente classificados.

Na tabela 22, pode-se observar que o grau de acurácia do produtor em quase todas as categorias é alto, sendo notável que só para a categoria de alagamento o erro de comissão superou o 15%, o que indica uma confusão entre a categoria de recrescimento e alagamento, o que gerou uma probabilidade de que neste método só o 75,96 das informações desta categoria corresponda na verdade de campo.

Por outro lado, a categoria de recrescimento apresentou acurácia do produtor de 81.81%, sendo que 18.18 % do valor total dos pixels da amostra foram classificados erroneamente na categoria de alagamento. Nesta classificação pode-se evidenciar a alta confiabilidade de que as categorias interpretadas no CVA correspondem às observações feitas no campo.

Para este método o valor de exatidão global foi de 95,97% superando os valores que alguns autores determinaram (FONSECA, 2000; CABRERA *et al*, 2011; RODRIGUEZ e BOCA, 2012) o que sugere uma boa concordância global do mapa. Ao passo que, o Índice Kappa de 9.5, mostro um desempenho *Excelente* nesta classificação de acordo com a tabela de índices de exatidão (tabela 6).

Na tabela 23 pode-se evidenciar que o erro de omissão na categoria de degradação foi de 20% o que sugere que só 79% do valor total da amostra se classificaram corretamente o que gera subjetividade ao ser a categoria com menor grau de confiabilidade na classificação no método das trajetórias de NDVI, ainda assim pode-se observar que na acurácia do usuário foi obtido um percentual de 93% sendo o erro de comissão mais aceitável por ser inferior a 10 %.

Nesta classificação, as categorias com maior Acurácia do produtor: foram *sem alteração*, e *alagamento* sendo 98,97 % e 90.05 % respetivamente. Mesmo assim, se ratifica que a acurácia do usuário nestas categorias foi de 99,57 e 92.51 o que fornece uma alta probabilidade de corresponder no terreno.

A categoria de *recrescimento* pode ser considerada a de maior erro de comissão com quase o 62.23 %, sugerindo que existe confusão entre as categorias de alagamento e recrescimento devido aos pixels que foram erroneamente classificados nesta última categoria, o que gera uma precisão só de 37.76 % de corresponder na verdade de campo.

A confusão das categorias antes mencionadas foi identificado na matriz do erro do CVA, o que ratifica que os erros na superestimação dos pixels nestas categorias, podem ser gerados por a interpretação errada na construção das amostras de avaliação, mesmo que ao fato de que aquelas áreas de recrescimento dentro do PEC localizam-se em áreas lamacentas e lagoas, o que torna difícil para o método classificador responder bem à separabilidade espectral das áreas com desenvolvimento da vegetação nas zonas alagadas.

Em contraste o método classificador nesta classificação conseguiu gerar melhores resultados na categoria *sem alteração*, o que permitiu diferenciar o bom estado ou saúde da vegetação, onde só 0.4 % foi superestimado e 1% apresentou uma subestimação total dos pixels da amostra, o que ratifica que o NDVI é um índice eficaz para diferenciar melhor a vegetação fotossinteticamente ativa. Nesta classificação foi obtido uma exatidão global do mapa de 90,25 % e um índice Kappa de 0,84 para esta imagem.

Tabela 16 - matriz de avaliação para a classificação método do CVA, período 2015-2021.

Categorias de mudanças	Degradação	Sem alteração	Recrescimento	Alagamento	Total amostra pixels	Erro de Comissão (%)	Acurácia do usuário (%)
Degradação	448	0	0	0	448	0 %	100 %
Sem alteração	0	361	0	0	361	0%	100%
Recrescimento	0	0	225	0	225	0%	100%
Alagamento	0	0	50	158	208	24.03 %	75.96 %
Total amostra pixels	448	361	275	158	1242		
Erro de Omissão (%)	0	0	18.18 %	0			
Acurácia do produtor	100%	100%	81.81%	100%			
Exatidão global CVA	95.97						
Índice Kappa CVA	0.94						

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

Tabela 17 - matriz de avaliação para a classificação do método trajetórias de mudanças do NDVI, período 2015-2021.

Categorias de mudanças	Degradação	Sem alteração	Recrescimento	Alagamento	Total amostra pixels	Erro de Comissão (%)	Acurácia do usuário (%)
Degradação	2183	38	4	99	2324	6.06 %	93.93 %
Sem alteração	16	3766	0	0	3782	0.42 %	99.57%
Recrescimento	90	1	429	616	1136	62.23%	37.76%
Alagamento	474	0	50	6477	7001	7.48 %	92.51 %
Total pixel amostra	2763	3805	483	7192	14243		
Erro de Omissão (%)	20.99%	1.02%	11.18%	9.94%			
Acurácia do produtor (%)	79.00 %	98.97 %	88.81 %	90.05 %			
Exatidão global NDVI	90.25						
Índice Kappa Tr. NDVI	0.84						

Fonte: Elaborado pelo autor, 2022.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização dos componentes CAP utilizados para calcular as diferenças espectrais no método CVA (ALLEN *et al*, 2018; ZHOU *et al*, 2020) permitiu obter melhores resultados nas interpretações das alterações na cobertura da terra no CVA, sendo as áreas com perda de biomassa e expansão do solo descoberto às categorias mais perceptíveis de interpretar no componente *magnitude de mudanças*.

A definição das trajetórias angulares no componente *Direção de mudanças* é uma das limitações do CVA, ratificando o que mencionaram Lu *et al*, (2004) e Allen *et al*, (2018) as interpretações podem gerar subjetividade no ajustamento iterativo na definição de categorias. Uma alternativa para esta limitação pode ser o uso de técnicas estatísticas avançadas baseadas no cálculo de desvio padrão que possibilitem obter precisão neste componente.

Lorena *et al*. (2002) e Roemer *et al*, (2010), afirmaram que o CVA gera resultados mais eficazes nas áreas de vegetação densa; ao contrário do que foi exposto por eles, nesta pesquisa o método demonstrou que pode ser aplicado em áreas de menor escala, obtendo informações para mapear o recrescimento de espécies aquática. Ratificando que o CVA é muito sensível para interpretar as variações da luminosidade e verdor em áreas com menor desenvolvimento florestal nas imagens (PARK *et al*, 2018; SUN *et al*, 2019).

As séries temporais foram construídas na época com menor influência climática, nos últimos 3 meses do ano, mesmo assim se evidenciou uma perturbação no monitoramento das áreas de manguezal que interrompeu o comportamento estável das trajetórias da vegetação para o ano de análise em questão. Por isso, torna-se importante para pesquisas futuras observar as condições meteorológicas mais detalhadas na região metropolitana de Fortaleza, uma vez que são limitações que afetam o processo de interpretação das mudanças.

Esta pesquisa releva que as metodologias em conjunto podem ser utilizadas nas áreas urbanas, áreas de vegetação densa, como também em zonas costeiras como ferramenta para a gestão e conservação territorial.

A comparação dos métodos de detecção de mudanças através do método classificação supervisionada “*mínima distancia euclidiana*”, possibilitou quantificar e

avaliar o nível de acurácia das interpretações obtidos pelo CVA e as trajetórias de NDVI no período de tempo de 8 anos no Parque Estadual do Cocó, o que gerou informações para quantificação das áreas que mudaram e o nível de precisão nas interpretações.

O método CVA mostrou que pode ser eficaz para monitorar e mapear áreas com processos de poluição urbana nos corpos hídricos, uma vez que, foi identificada uma empresa *Reversora de Água e Esgoto* no bairro Aerolândia, que evidenciou a eutrofização resultante da descarga direta do esgoto doméstico a qual gerou o recrescimento da vegetação herbácea como o aguapé, espécie característica de ambientes poluídos. Este tipo de processo natural foi mapeado pelo CVA e as trajetórias de mudanças na categoria *recrescimento* da vegetação.

Os métodos mostraram a eficácia para mapear as áreas de perda total da vegetação, como por exemplo no incêndio ocorrido no ano 2021, que atingiu uma área de 46 hectares segundo a SEMA, 2021; e ainda, os métodos registraram 42 hectares, demonstrando a vantagem da utilização de imagens Sentinel 2, para calcular a extensão de áreas queimadas.

Nesta área é recomendada uma intervenção dos órgãos competentes municipais, já que não se evidenciaram ações a favor da proteção dos solos após o incêndio, o que ajudaria a acelerar o processo de recuperação natural da vegetação, até mesmo ações de prevenção para monitorar e fiscalizar com mais eficiência a vegetação do Parque nos meses de maior estiagem.

Após serem desativadas as antigas salinas no PEC nos anos 70, foi possível verificar que aquelas áreas que antigamente foram utilizadas para este tipo de atividade, hoje, apresentam a recuperação destas áreas, promovendo o desenvolvimento com maior abrangência das espécies do manguezal nos bairros Cidade 2000, Cocó e Edson Queiroz. Constatando-se o exposto por Carmo (2020), as atividades salineiras são consideradas de baixo impacto, uma vez que cessada a atividade a tendência é a auto regeneração natural da vegetação.

Quanto à relação de áreas e percentual das categorias de mudanças, o método do CVA registro maior abrangência na categoria *sem alteração* representando um 82.37% de área, do mesmo modo o método das trajetórias de mudanças totalizou nesta categoria 1031.63 há com um percentual de 65.24%, o que indica que grande parte do PEC está em bom estado de conservação, ratificando-se que desde a sua inclusão no grupo de unidades

de conservação de proteção integral o ecossistema tem sido mantido com um elevado nível de conservação.

As áreas mapeadas na categoria de degradação, foram totalizadas pelo CVA e as trajetórias de mudanças do NDVI com um percentual de 107.30 há (6.79%) e 125.89 há (7.96 %) respectivamente, em relação à área total do PEC. Sendo as atividades de uso para queimadas, desmatamento e utilização de espécies os principais fatores que incidem na transformação da cobertura da terra do PEC.

Quanto à avaliação dos métodos, destaca-se que, as categorias que tiveram melhor desempenho na classificação no método do CVA foi a categoria de *alagamento* com uma confiabilidade de 75,96%, em contraste no método do NDVI, a categoria de recrescimento foi a de menor confiabilidade com 37.76% de corresponder a realidade do terreno. Comprovando que o método do CVA mapeou melhor as mudanças em relação as demais categorias identificadas no NDVI. Mesmo assim, ambas classificações permaneceram no limite recomendado pelos autores (RODRIGUEZ e BOCA, 2012; PADRAO, 2019) obtendo-se uma boa concordância global dos mapas.

As categorias de recrescimento no CVA e no NDVI apresentaram 81,81% e 88,81 % respectivamente na *Acurácia do produtor*, apresentando confusão com a categoria de recrescimento, o que sugere que o método supervisionado “*mínima distancia euclidiana* não é eficaz para diferenciar este tipo de classes. Como visto, é possível inferir o uso de outros métodos classificadores (CASTILLEJO *et al*, 2014) que possibilitem separar o comportamento espectral destas categorias, baseado no conhecimento do intérprete em campo à estatística para segmentar as imagens.

O uso de algoritmos e a aplicação *Google Earth Engine* para a análise e processamento de dados, demonstrou que é uma vantagem para o controle e preservação da área, sendo uma oportunidade para o desenvolvimento de pesquisas visando a utilização destas metodologias para o monitoramento constante. Nesta perspectiva, este trabalho incentiva o uso de ferramentas geotecnologias para serem implementadas na prevenção e resposta frente aos fatores de risco que incidem na transformação da vegetação do Parque do Cocó, embora se demonstrou a importância de se trabalhar métodos para uma análise mais integrada e abrangente nas unidades de conservação integral no Estado do Ceará.

REFERÊNCIAS

ALLEN, Harriet et al. Satellite remote sensing of land cover change in a mixed agro-silvo-pastoral landscape in the Alentejo, Portugal. **International Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 14, p. 4663-4683, 2018.

ALLEN, Thomas R.; KUPFER, John A. Application of spherical statistics to change vector analysis of Landsat data: Southern Appalachian spruce–fir forests. **Remote sensing of environment**, v. 74, n. 3, p. 482-493, 2000.

AGUILAR, Manuel A.; DEL MAR SALDANA, María; AGUILAR, Fernando J. Assessing geometric accuracy of the orthorectification process from GeoEye-1 and WorldView-2 panchromatic images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 21, p. 427-435, 2013.

AVOGADRO, Evangelina Gabriela; PADRÓ, Joan-Cristian. Comparación de métodos de clasificación aplicados a imágenes sentinel-2 y landsat-8, para la diferenciación de plantaciones forestales en entre ríos, argentina. **Geofocus: Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica**, n. 24, p. 8, 2019.

AZZOUZI, Soufiane Abdelaziz. **Técnicas de detección de cambios mediante teledetección para el desarrollo sostenible y la desertificación. 2019.** Tese de Doutorado. Universitat Politècnica de València.

BAIG, Muhammad Hasan Ali et al. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. **Remote Sensing Letters**, v. 5, n. 5, p. 423-431, 2014.

BORENGASSER, Marcus; HUNGATE, William S.; WATKINS, Russell. **Hyperspectral remote sensing: principles and applications.** CRC press, 2007.

BOCA, Teresa; RODRÍGUEZ, Gabriel. **Métodos estadísticos de la evaluación de la exactitud de productos derivados de sensores remotos.** Instituto de Clima y Agua, INTA Castelar, 2012.

CASTRO, Lidia Gomes de. **Zonas climáticas locais em cidades pequenas: relação entre temperatura e morfologia urbana.** 2022. 114 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) — Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2022.

CASTRO, Antônio Sérgio Farias; MORO, Marcelo Freire; MENEZES, Marcelo Oliveira Teles de. O complexo vegetacional da zona litorânea no Ceará: Pecém, São Gonçalo do Amarante. **Acta Botanica Brasilica**, v. 26, p. 108-124, 2012.

CABRERA, E; VARGAS, D; GALINDO, G; GARCÍA, M; DÁVILA; ORDÓÑEZ, M. Protocolo de Procesamiento Digital de Imágenes para la Cuantificación de la Deforestación en Colombia, Nivel Nacional Escala Gruesa y Fina. **Instituto de Hidrología, Meteorología, y Estudios Ambientales**, Bogotá, v. 2, p. 44, 2011.

CASTILLEJO, Isabel et al. Evaluation of pixel-and object-based approaches for mapping wild oat (*Avena sterilis*) weed patches in wheat fields using QuickBird imagery for site-specific management. **European Journal of Agronomy**, v. 59, p. 57-66, 2014.

CHÁVEZ, Eduardo Salinas; PUEBLA, Adonis M. Ramón. Propuesta metodológica para la delimitación semiautomatizada de unidades de paisaje de nivel local. **Revista do departamento de geografia**, v. 25, p. 1-19, 2013.

CHEN, Xuehong et al. An automated approach for updating land cover maps based on integrated change detection and classification methods. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 71, p. 86-95, 2012.

CHEN, Chao *et al*, Temporal and spatial variation of coastline using remote sensing images for Zhoushan archipelago, China. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 107, p. 1027-11, 2022.

CHUVIECO, Emilio. **Teledetección Ambiental**. La Observación De La Tierra Desde El espacio. Barcelona: Ed. Plalíquida, S.A, 2010.

CHUVIECO, Emilio. **Fundamentos de teledetección espacial**. Estudios Geográficos, v. 52, n. 203, p. 371, 1995.

CROSTA, Alvaro Pentead. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. 1. ed. São Paulo: Universidade Estadual de Campinas, 2002.

DEVELOPERS ESRI. **Python in Arcgis.2022**. Disponível em: <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/2.8/arcpy/get-started/installing-python-for-arcgis-pro.htm>. Acesso em: 15 abr 2022.

DE MORAES NOVO, Evlyn ML. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. São Paulo. Ed, Blucher, 2010.

DO CARMO, Maria. Antigas Salinas Urbanas e sua Oportunidade para promover Cidades Verdes: O Caso do Parque Estadual do rio Cocó em Fortaleza, Ceará, Brasil: **Cuadernos de Investigación Urbanística**, n. 129, p. 89-104, 2020.

DUAN, Mengqi et al. Mapping the soil types combining multi-temporal remote sensing data with texture features. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 200, p. 107230, 2022.

E.S.A. **European Space Agency Satellite Missions. 2015**. Disponível em: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2>. Acesso em: 31 mai 2022.

FERREIRA FILHO, João Eufrásio; ARAÚJO, Alexandre Costa. Análise de Ocorrências de Incêndios Florestais na área do Parque Estadual do Cocó, Região Metropolitana de Fortaleza, CE. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 36, p. 563-569, 2021.

FERREIRA FILHO, João Eufrásio. **Mapeamento das Áreas de Risco de Incêndio Florestal no Parque Estadual do Cocó: A Importância das Áreas Verdes no Atual Cenário**

Climático. Dissertação (Mestrado em Climatologia e Aplicações nos Países da CPLP e África) — Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação, Universidade Estadual do Ceará, 2019.

FUNDAÇÃO CEARENSE DE METEOROLOGIA. Fortaleza. **Postos Pluviométricos.** Fortaleza. 2021. Disponível em: http://www.funceme.br/?page_id=2694. Acesso em: 26 ago 2022.

FIGUEIREDO, Geíza Coutinho; VIEIRA, Carlos Antonio Oliveira. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 13, p. 5755-5762, 2007.

FEDOROV, Dmitri. **Sistema semi-automático de registro e mosaico de imagens.** São José dos Campos. 2002. 153 f. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002.

FREIRES, Eduardo Viana et al. **Análise socioambiental do entorno do Estuário do Rio Cocó-Fortaleza / Ceará. 2014.**

FREIRES, Eduardo Viana et al. **Análise da evolução urbana no entorno do estuário do Rio Cocó-Fortaleza/Ceará nos anos de 1985, 1996 e 2007. 2013.**

FOGA, Steve et al. Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. **Remote sensing of environment**, v. 194, p. 379-390, 2017.

FLOOD, Neil. Seasonal composite Landsat TM/ETM+ images using the medoid (a multi-dimensional median). **Remote Sensing**, v. 5, n. 12, p. 6481-6500, 2013.

GORELICK, Noel et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017.

GAO, Wandu et al. NDVI-based vegetation dynamics and their responses to climate change and human activities from 1982 to 2020: A case study in the Mu Us Sandy Land, China. **Ecological Indicators**, v. 137, p. 108745, 2022.

GOOGLE DEVELOPERS. **Get Started with Earth Engine.2018.** Disponível em: <https://developers.google.com/earth-engine/getstarted>. Acesso em: 21 jun 2022.

HOLBEN, Brent N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. **International journal of remote sensing**, v. 7, n. 11, p. 1417-1434, 1986.

HUSSAIN, Masroor et al. 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.

HUANG, Chengquan et al. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. **International journal of remote sensing**, v. 23, n. 8, p. 1741-1748, 2002.

JENSEN, John R.; EPIPHANIO, José Carlos Neves. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres.** São José dos Campos: Editora Parêntese, 2009.

JIANG, Luguang et al. Analyzing ecological environment change and associated driving factors in China based on NDVI time series data. **Ecological Indicators**, v. 129, p. 107933, 2021.

KAUTH, Richard J.; THOMAS, G. S. The tasseled cap--a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. In: **LARS symposia**, p 4b41 – 4b51, 1976.

KLIMAVIČIUS, Laurynas et al. Seasonality and long-term trends of NDVI values in different land use types in the eastern part of the Baltic Sea basin. **Oceanologia**, 2022.

LAMQUIN, Nicolas et al. An inter-comparison exercise of Sentinel-2 radiometric validations assessed by independent expert groups. **Remote Sensing of Environment**, v. 233, p. 111369, 2019.

LIU, Xueqi et al. A graded proportion method of training sample selection for updating conventional soil maps. **Geoderma**, v. 357, p. 113939, 2020.

LAMBIN, Eric F.; STRAHLERS, Alan H. Change-vector analysis in multitemporal space: A tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data. **Remote sensing of environment**, v. 48, n. 2, p. 231-244, 1994.

LEACH, Nicholas; COOPS, Nicholas C.; OBRKNEZEV, Nikola. Normalization method for multi-sensor high spatial and temporal resolution satellite imagery with radiometric inconsistencies. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 164, p. 104893, 2019.

LORENA, Rodrigo Borrego et al. A change vector analysis technique to monitor land use/land cover in sw Brazilian amazon: Acre state. **PECORA 15-Integrating Remote Sensing at the Global, Regional and Local Scale**, p. 8-15, 2002.

LU, Dengsheng et al. Change detection techniques. **International journal of remote sensing**, v. 25, n. 12, p. 2365-2401, 2004.

MACINTYRE, Paul; VAN NIEKERK, Adrian; MUCINA, Ladislav. Efficacy of multi-season Sentinel-2 imagery for compositional vegetation classification. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 85, p. 101980, 2020.

MALILA, William A. Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with Landsat. In: **Laboratory for Applications of Remote Sensing**. 1980. p. 385.

MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, T. de. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Universidade de Brasília, 2012.

MORO, Marcelo Freire et al. **Vegetação, unidades fitoecológicas e diversidade paisagística do estado do Ceará**. Rodriguésia, v. 66, p. 717-743, 2015.

NEDKOV, Roumen. Orthogonal transformation of segmented images from the satellite Sentinel-2. **Comptes rendus de l'Academie bulgare des Sciences**, v. 70, n. 5, p. 687-692, 2017.

OKE, Timothy R. et al. **Urban climates**. Cambridge University Press, 2017.

PARUELO, José M.; DI BELLA, Carlos; MILKOVIC, Mayra. **Percepção Remota y Sistemas de Información Geográfica: Sus aplicaciones en Agronomía y Ciencias Ambientales**. 1 ed. Buenos Aires: hemisferio sur, 2014.

PARK, Honglyun et al. Modified S2CVA algorithm using cross-sharpened images for unsupervised change detection. **Sustainability**, v. 10, n. 9, p. 3301, 2018.

PLANCK, Max. The theory of heat radiation. **Entropie**, v. 144, n. 190, p. 164, 1900.

Plano De Manejo Do Parque Estadual Do Cocó, Produto 22, Plano de Manejo Consolidado. Secretaria do Meio Ambiente do Ceará, Fortaleza, 2020.

ROEMER, H. et al. Using remote sensing to assess tsunami-induced impacts on coastal forest ecosystems at the Andaman Sea coast of Thailand. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 10, n. 4, p. 729-745, 2010.

RODRÍGUEZ CORUJO, Sergio. **Detección de cambios en imágenes multibanda mediante reducción de su dimensionalidad**. 2020.

RUIZ, Fernando. **Métodos de detección de cambios**. ETSI. **Geodésica, Cartográfica y Topográfica** - Universidad Politécnica de Valencia, 2013.

ROUSE, J.W; HASS, R.H.; SCHELL, J.A; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **Earth Resources Technology Satellite**, Washington, p.309-317.1974.

SALIH, Abdelrahim AM; GANAWA, El-Tyeb; ELMAHL, Anwer Alsadat. Spectral mixture analysis (SMA) and change vector analysis (CVA) methods for monitoring and mapping land degradation/desertification in arid and semiarid areas (Sudan), using Landsat imagery. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 20, p. S21-S29, 2017.

SANTOS, Jader de Oliveira. **Vulnerabilidade ambiental e áreas de risco na bacia hidrográfica do rio Cocó–Região Metropolitana de Fortaleza–Ceará**. 2006.212 f. Dissertação (Mestrado em meio Ambiente), — Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2006.

SANTOS, Jader de Oliveira. **Fragilidade e Riscos Socioambientais em Fortaleza-CE: contribuições ao ordenamento territorial**. 2011.331 f. Tese (Doutorado em Geografia), — Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação. Universidade de São Paulo, 2011.

FUNCEME. **Postos Pluviométricos**. 2021. Disponível em: http://www.funceme.br/?page_id=2694. Acesso em: 25 ago 2022.

SEMACE. **Incêndio no Parque Estadual Cocó é debelado pelas forças de Segurança e brigadistas florestais**. 2022. Disponível em: <https://www.Ceará.gov.br/2021/11/18/incendio-no-parque-estadual-do-coco-e-debelado-pelas-forcas-de-seguranca-e-brigadistas-florestais/>. Acesso em: 9 jun 2022.

Reestruturação e atualização do mapeamento do projeto zoneamento ecológico-econômico do Ceará – zona costeira e unidades de conservação costeiras. Secretaria do Meio Ambiente e Infraestrutura. 2016.

SOUZA, MJN de et al. **Diagnóstico Geoambiental do Município de Fortaleza: subsídios ao macrozoneamento ambiental e à revisão do Plano Diretor Participativo– PDPFor.** Fortaleza: Prefeitura Municipal de Fortaleza, p. 172, 2009.

SOUZA, DJL. **Pontederiaceae in Flora do Brasil 2020 em construção.** Disponível em: <http://floradobrasil.jbrj.gov.br/reflora/floradobrasil/FB13742>. Acesso em: 7 out 2022.

SCHMITT, Michael et al. Aggregating cloud-free Sentinel-2 images with Google earth engine. **PIA19: Photogrammetric Image Analysis**, p. 145-152, 2019.

SYARIZ, Muhammad Aldila *et al*, Spectral-consistent relative radiometric normalization for multitemporal Landsat 8 imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 147, p. 56-64, 2019.

TEWKESBURY, Andrew P. et al. A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. **Remote Sensing of Environment**, v. 160, p. 1-14, 2015.

THIERS, Paulo Roberto Lopes; MEIRELES, Antônio Jeovah Andrade; SANTOS, Jader de Oliveira. **Manguezais na costa oeste cearense. Preservação permeada de meias verdades.** 1. ed. Fortaleza: Universidade Federal do Ceará, 2017.

TUCKER, C. Red And Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. **Remote Sensing of Environment. Maryland**, v. 8, p. 127-150, 1979.

U.S.G.S. **Landsat Satellite Missions.** Disponível em: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-satellite-missions>. Acesso em: 1 jun 2022.

VOROVENCII, Iosif. Applying the change vector analysis technique to assess the desertification risk in the south-west of Romania in the period 1984–2011. **Environmental monitoring and assessment**, v. 189, n. 10, p. 1-18, 2017.

WANG, Nan et al. Graph-based block-level urban change detection using Sentinel-2 time series. **Remote Sensing of Environment**, v. 274, p. 112993, 2022.

WHITE, Joanne C. et al. Pixel-based image compositing for large-area dense time series applications and science. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 40, n. 3, p. 192-212, 2014.

XIAO, Han et al. Optimal and robust vegetation mapping in complex environments using multiple satellite imagery: Application to mangroves in Southeast Asia. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 99, p. 102320, 2021.

YANG, Chaowei et al. Big Data and cloud computing: innovation opportunities and challenges. **International Journal of Digital Earth**, v. 10, n. 1, p. 13-53, 2017.

ZHOU, Yuan; LI, Xiangrui. Unsupervised Self-training Algorithm Based on Deep Learning for Optical Aerial Images Change Detection. **arXiv preprint**, 2020.