



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIA
DA GEOINFORMAÇÃO

RENATO DOS SANTOS ALBUQUERQUE

**INTEGRAÇÃO DE PARÂMETROS AMBIENTAIS E NOVOS ÍNDICES EM
IMAGENS MULTIFONTES**

Recife

2021

RENATO DOS SANTOS ALBUQUERQUE

**INTEGRAÇÃO DE PARÂMETROS AMBIENTAIS E NOVOS ÍNDICES EM
IMAGENS MULTIFONTES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação.

Área de concentração: Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação.

Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior.

Recife

2021

Catálogo na fonte:
Bibliotecária Sandra Maria Neri Santiago, CRB-4 / 1267

A345i Albuquerque, Renato dos Santos.
Integração de parâmetros ambientais e novos índices em imagens multifontes / Renato dos Santos Albuquerque. – Recife, 2021.
103 f. : il., figs., quads., gráfs., tabs., abrev. e siglas.

Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2021.
Inclui referências e apêndice.

1. Engenharia cartográfica. 2. Novo índice ambiental. 3. Dados LiDAR (ALS) PE 3D. 4. NDVIAM. 5. NDBIAM. I. Tavares Junior, João Rodrigues (Orientador). II. Título

UFPE

526.1 CDD (22. ed.)

BCTG/2022-197

RENATO DOS SANTOS ALBUQUERQUE

**INTEGRAÇÃO DE PARÂMETROS AMBIENTAIS E NOVOS ÍNDICES EM
IMAGENS MULTIFONTES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação. Área de concentração: Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação.

Aprovada em: 31/08/2021.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Profa. Dra. Ana Lúcia Bezerra Candeias (Examinadora Interna)
Universidade Federal de Pernambuco

Profa. Dra. Janaina Maria Oliveira de Assis (Examinadora Externa)
Universidade Federal de Pernambuco

Dedico este trabalho a toda minha família, em especial minha mãe, meu pai e irmãos, por incentivar, apoiar e acreditar no meu sucesso profissional. Vocês são a razão do meu viver.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a DEUS pelo dom da vida, proteção e saúde, sempre me fortalecendo para as próximas conquistas e desafios na vida pessoal e profissional.

Agradeço a meus pais que dedicou sua vida aos filhos, ensinou o princípio da ética e da moral, protegeram e cuidaram com muito amor, carinho e dedicação cada um de nós. Aos meus irmãos Ruy, Rubia, Raniela, Ronaldo, Raquel, Rodolfo e Raiza pelo apoio e incentivos ao longo destas jornadas. Ao cunhado Lucival, pela amizade, apoio e confiança. Aos meus sobrinhos que tanto amo. A minha irmã Rejane, *in memoriam*, que sempre confiou na minha personalidade e acreditou no meu sucesso, DEUS à abençoe junto ao manto sagrado. Este trabalho é fruto de mais uma conquista dedicada a todos vocês.

Ao meu orientador Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Júnior, pelos conselhos, paciência, compreensão, amizade e por todo o ensinamento transmitido, contribuindo de forma significativas para minha formação profissional. Sou grato pela confiança atribuída a mim.

A Profa. Dra. Ana Lúcia Bezerra Candeias que sempre esteve à disposição para contribuir com seus conhecimentos, ajudando a nortear os caminhos a serem seguidos na estruturação e elaboração deste trabalho.

À Elisabeth Galdino, pela brilhante prestação de serviço e pela gentileza com que sempre trata a todos na secretaria da Pós-graduação.

A todos os professores, técnicos, assistentes administrativos e demais profissionais que fazem parte do PPGCGTG, pelos ensinamentos, contribuições e gentilezas ao longo da minha escalada profissional.

À banca examinadora, por aceitar o convite e por suas importantes contribuições a este trabalho.

Aos meus amigos Bruna Candeias, Bonavides, Carla, Debora, Joaquim, Tácito pela amizade, respeito, confiança e momentos de diversão compartilhados.

Aos demais colegas do PPGCGTG que de forma direto ou indiretamente fizeram parte desta conquista, meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

O Sensoriamento Remoto passou a ser largamente utilizado ao longo das últimas décadas pelo rápido desenvolvimento tecnológico de sensores imageadores multifontes, além de inovadores conceitos tecnológicos para o desenvolvimento de modelos e métodos que possa explorar e avaliar novas formas de aquisição de dados espaciais. Nesse contexto, este trabalho tem como objetivo investigar dados LiDAR integrados a imagens orbitais multiespectrais em uma região da cidade do Recife no Estado do Pernambuco para avaliação de um novo índice com base em parâmetros ambientais. O trabalho foi dividido em duas etapas, a primeira buscou analisar o uso e ocupação do solo com base nos parâmetros (densidade da vegetação, áreas úmidas, áreas ocupadas por espelhos d'água, proporção de áreas impermeáveis e solo exposto) utilizando imagens do CBERS-4, a segunda etapa refere-se ao desenvolvimento de um novo índice físico com base nos parâmetros (intensidade verticalizada da superfície e intensidade da declividade) integrando dados LiDAR em imagens do CBERS-4. As ortoimagens corresponde ao ano de 2015 e as imagens CBERS-4 dos anos de 2015 e 2019. Como resultado, a acurácia da classificação supervisionada do uso e ocupação do solo pelo coeficiente Kappa apontou Boa Qualidade, e o índice de Exatidão Global indicou 100% de separabilidade dos alvos para as imagens CBERS-4 dos períodos (22-01-2015 e 29-08-2019). No desenvolvimento do novo índice ambiental, a fórmula matemática baseada nos índices físicos NDVI e NDBI, pelo critério tentativa e erro de intervalo entre -1 a +1 que atendeu às necessidades de integração foi o valor zero (0), em escala logarítmica $\log_{10}$. Como conclusão, notou-se o crescimento da ocupação do espaço urbano em áreas que deveriam ser preservadas ambientalmente. As análises do uso integrado de dados LiDAR 3D em imagens multiespectrais orbitais CBERS-4 usando fatiamento por altitude com os índices NDVI e NDBI, permitem afirmar que é possível a construção de um novo índice físico para melhor aplicação da legislação ambiental.

Palavras-chave: novo índice ambiental; dados LiDAR (ALS) PE 3D; NDVIAM; NDBIAM.

ABSTRACT

Remote Sensing has been widely used over the last decades by the rapid technological development of multispectral imaging sensors, in addition to innovative technological concepts for the development of models and methods that can explore and evaluate new forms of spatial data acquisition. In this context, this work aims to investigate LiDAR data integrated with multispectral orbital images in a region of the city of Recife in the State of Pernambuco for the evaluation of a new index based on environmental parameters. The work was divided into two stages, the first aimed to analyze the land use and land cover based on parameters (density of vegetation, wetlands, areas occupied by water mirrors, proportion of impermeable areas and exposed soil) using CBERS-4 images, the second stage refers to the development of a new physical index based on parameters (vertical intensity of the surface and slope intensity) integrating LiDAR data in CBERS-4 images. The orthoimages correspond to the year 2015 and CBERS-4 images from the years 2015 and 2019. As a result, the accuracy of the supervised land use and land cover classification by Kappa coefficient pointed Good Quality, and the Global Accuracy index indicated 100% separability of targets for CBERS-4 images of the periods January 22th, 2015 and August 29th, 2019. In the development of the new environmental index, the mathematical formula based on the physical indices NDVI and NDBI, by the trial and error criterion of interval between -1 to +1 that met the needs of integration was the value zero (0), in logarithmic scale $\log_{10}$. As a conclusion, the growth of urban spatial occupation in areas that should be environmentally preserved was noted. The analyses of the integrated use of 3D LiDAR data in CBERS-4 multispectral orbital images using altitude slicing with NDVI and NDBI indices, allow us to affirm that it is possible to build a new physical index for better application of environmental legislation.

Keywords: new environmental index; LiDAR data (ALS) PE 3D; NDVIAM; NDBIAM.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Interação da energia eletromagnética com o corpo d'água	23
Figura 2 – Refletância espectral de alvos selecionados.....	24
Figura 3 – Imagens de diferentes sensores e resoluções espaciais	26
Figura 4 – Representação da faixa do visível no espectro eletromagnético de 400 a 700 μm . ..	27
Figura 5 – Imagens com diferentes níveis de resolução radiométrica.....	28
Figura 6 – Obtenção de Dados LiDAR (ALS).	30
Figura 7 – Comparação das diferenças de densidade de retornos	31
Figura 8 – Mapa de localização da área de Estudo.....	48
Figura 9 – Esquematização da primeira parte do trabalho	52
Figura 10 – Esquematização da segunda parte do trabalho.....	53
Figura 11 – Exemplificação da análise espacial pelo método distância.....	62
Figura 12 – Limites da região de estudo, imagem CBERS-4.....	66
Figura 13 – Composição RGB para os índices NDVI, NDWI e NDBI em 22 de jan. de 2015	68
Figura 14 – Mapa de Uso e Ocupação do Solo em 22 de jan. de 2015.....	68
Figura 15 – Composição RGB para os índices NDVI, NDWI e NDBI em 28 de ago. de 2019	70
Figura 16 – Mapa de Uso e Ocupação do Solo em 28 de ago. de 2019	70
Figura 17 – Carta Imagem da Área de Estudo com MDS dados LiDAR.....	73
Figura 18 – Carta Imagem de Interpolação do MDS e Perfis de Declividade Percentual	74
Figura 19 – Carta Imagem de Intensidade Verticalizada do MDS.....	75
Figura 20 – Novo Índice Ambiental NDVIAM 2015.....	79
Figura 21 – Novo Índice Ambiental NDVIAM 2019.....	79
Figura 22 – Novo Índice Ambiental NDBIAM 2015.....	81
Figura 23 – Novo Índice Ambiental NDBIAM 2019.....	81

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Estrutura de parâmetros ambientais e índices que rege a legislação	19
Quadro 2 – Características do sensor MUX e IRS do satélite CBERS-4.....	36
Quadro 3 – Resumo do estado da arte	45
Quadro 4 – Estruturação de parâmetros ambientais	54
Quadro 5 – Principais características dos sensores de imagem CBERS-4.....	59
Quadro 6 – Número aproximado de pessoas residentes por região	60

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Exemplificação da Integração de dados LiDAR com Índices Físicos de Imagens Multiespectrais do CBERS-4.....	63
Gráfico 2 – Perfil de Declividade (A-B)	76
Gráfico 3 – Perfil de Declividade (C-D)	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características de um sensor LiDAR.....	32
Tabela 2 - Qualidade da classificação com base no índice kappa	56
Tabela 3 – Cálculo dos Índices espectrais do CBERS-4	60
Tabela 4 - Áreas das Classes de Uso e Ocupação do Solo, CBERS-4, em 22.01.2015	69
Tabela 5 - Áreas das Classes de Uso e Ocupação do Solo, CBERS-4, em 29.08.2019	71
Tabela 6 – Comparação das classes de uso e ocupação do solo	72
Tabela 7 - Estrutura dos Perfís de Declividade (A-B e C-D)	77

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ALS	Airbone Laser Scanner
CAST	Academia Chinesa de Tecnologia Espacial
CBERS	China-Brazil Earth Resources Satellite ou Satélite Sino-Brasileiro
CNPq	Conselho Nacional de Pesquisa
CONAMA	Conselho Nacional do Meio Ambiente
ed.	edição
EOS	Earth Observation System
et al.	e outro
GPS	Global Positioning System
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IMU	Unidade de Medição Inercial
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ISO	International Organization for Standardization
LiDAR	Light Detection and Ranging
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDBI	Normalized Difference Built-Up Index
NDVI	Normalised Difference Vegetation Index
NDWI	Normalised Difference Water Index
ONU	Organização das Nações Unidas
PNMA	Política Nacional do Meio Ambiente
RTK	Real Time Kinematic
SIG	Sistemas de Informação Geográficas
SR	Sensoriamento Remoto
TIN	Malha Triangular Irregular
WWF	World Wide Fund For Nature ou Fundo Mundial para a Natureza

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	JUSTIFICATIVA	17
1.2	OBJETIVOS	17
1.2.1	Objetivo Geral.....	17
1.2.2	Objetivos Específicos.....	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1	PARÂMETROS AMBIENTAIS	18
2.1.1	Quanto à tipologia dos parâmetros ambientais	19
2.1.2	Definição de Meio Ambiente.....	21
2.2	SENSORIAMENTO REMOTO	22
2.2.1	Sistema Sensores	25
2.2.2	Resolução das Imagens.....	25
2.2.2.1	<i>Resolução Espacial.....</i>	<i>26</i>
2.2.2.2	<i>Resolução Espectral</i>	<i>27</i>
2.2.2.3	<i>Resolução Radiométrica.....</i>	<i>27</i>
2.2.2.4	<i>Resolução Temporal.....</i>	<i>28</i>
2.2.3	Light Detection and Ranging - LiDAR.....	29
2.2.4	Princípios e Características do Sistema LiDAR	29
2.2.5	Produtos e Aplicações do LiDAR.....	32
2.2.6	Estudo do LiDAR com outros sensores	34
2.2.7	Pernambuco 3D (PE 3D).....	35
2.2.8	Sistema CBERS.....	35
2.2.9	Índices Espectrais	36
2.2.9.1	Normalised Difference Vegetation Index (NDVI).....	37
2.2.9.2	Normalised Difference Water Index (NDWI)	38
2.2.9.3	Normalized Difference Built-Up Index (NDBI)	40
2.3	ESTADO DA ARTE.....	42
3	CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	47
4	MATERIAIS E MÉTODOS	49
4.1	MATERIAIS.....	49
4.1.1	Ortofotos e Imagens Orbitais	49
4.1.2	Modelos Digitais de Superfícies e de Terreno	50

4.1.3	Recursos Tecnológicos Computacionais e Hardware.....	50
4.2	MÉTODOS.....	51
4.2.1	Definição dos Parâmetros Ambientais.....	53
4.2.2	Classificador Máximo Verossimilhança e Coeficiente Kappa.....	54
4.2.3	Aquisição, Tratamento e Processamento das Imagens	56
4.2.4	Calibração Radiométrica e Cálculo dos Índices Espectrais	57
4.2.5	Tratamento, Processamento e Geração do Novo Índice Ambiental	60
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	64
5.1	ANÁLISE DOS MAPAS DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	71
5.2	ANÁLISE DA ÁREA DE ESTUDO E DO NOVO ÍNDICE AMBIENTAL	72
6	CONCLUSÃO.....	83
7	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	85
	REFERÊNCIAS.....	86
	APENDICE A – QUADRO ESTADO DA ARTE	95

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento tecnológico de sensores imageadores multifontes acoplados a satélites espaciais têm produzido imagens de média e alta resoluções espaciais, radiométricas e espectrais, e que vem se tornando nos meios científicos um vasto campo do conhecimento de geotecnologias para o melhor entendimento dos processos ecológicos e antrópicos, atuando em bases de estudos para o gerenciamento e conservação dos recursos da terra, avaliação das mudanças climáticas e o objeto político que agem nos sistemas terrestres.

Coutinho Filho (2015) é categórico em afirmar que espaços com alta densidade de construção e intensidade verticalizada contribuem para o aumento dos efeitos microclimáticos negativos, como a modificação do relevo, redução da umidade relativa do ar, maior lançamento de partículas e gases na atmosfera, aumento do escoamento superficial, redução das áreas de infiltração, intensificação das ilhas de calor e acréscimo no consumo de energia, justificado pela diminuição de áreas verdes. Esses fatores, contribuem diretamente para diminuição da quantidade de serviços ecológicos, sua compensação e restabelecimento ao equilíbrio natural, afetando diretamente a qualidade ambiental.

A preocupação com as alterações produzidas pelo processo de urbanização na qualidade de vida das cidades, constituiu-se uma alerta para os gestores públicos na necessidade de planejamento, gerenciamento e organização do espaço urbano. Os problemas ambientais de grandes cidades são consequências da exploração predatória do homem com a natureza, intensificado em áreas com maior adensamento de ocupação urbana, deficiência no desenvolvimento de parâmetros e acompanhamento de indicadores para monitoramento ambiental.

Os parâmetros ambientais são desenvolvidos para homogeneizar, dentro da diversidade ambiental, os indicadores a serem monitorados. Nessa pesquisa, os parâmetros ambientais servem para definir os critérios que identifique e quantifique fatores ambientais. Os indicadores servem de orientação para monitorar a qualidade de vida, acompanhar impactos espaciais e temporais a partir de alterações nos parâmetros ambientais, durante um período e sobre uma área em particular. Com o monitoramento dos parâmetros ambientais é possível avaliar valores de intensidades resultantes de alguma ação antrópica e comparar com valores ideais considerando ausência de intervenções humanas (GONÇALVES, 2017).

No monitoramento ambiental, é importante observar a escala em que, as informações das imagens da área de estudo estão disponíveis. Uma escala pequena, por exemplo (1:50000), pode reduzir a riqueza de detalhe de uma dada região. Uma escala grande, por

exemplo (1:500), pode aumentar o nível de detalhamento. No entanto, a escolha da escala depende do que se pretende extrair de informações e o tamanho da região, quanto maior a escala, menor será a área representada e mais detalhes é possível observar no mapa.

A escala é uma relação de proporções entre uma representação gráfica e a superfície terrestre na realidade. Segundo Egels e Kasser (2002) é impossível, em uma imagem digital, distinguir detalhes menores que o tamanho do pixel. Assim, a resolução espacial é a mínima separação entre dois objetos representados, distintos e separados (SABINS, 1987). Considerando o erro gráfico correspondente a cerca de 0.2mm, a escala máxima de uma imagem é dada pela resolução do pixel da imagem dividido por 0,0002m. Por exemplo, para uma imagem CBRES-4 com pixels de 20m de resolução a escala máxima é 1:100000. Para os dados lidar PE 3D com pixels de 0,08m de resolução a escala máxima é 1:400.

Uma imagem de satélite multiespectral, com diferentes sensores, pode coletar e fornecer informações espectrais da superfície terrestre e discriminar as diferentes classes de uso e ocupação do solo em espaços urbanos. Uma dessas classificações utilizam assinatura espectral do alvo para ambientes urbanos, que de forma geral pode apresentar uma menor precisão usando desse tipo de classificação, em comparação, por exemplo, com outros ambientes florestais. Isso se deve ao fato de o ambiente urbano possuir maior heterogeneidade espectral e espacial dos mais variados materiais de superfície encontrado no espaço urbano (CHEN et al., 2018).

Nesse sentido, a utilização de diferentes sensores ou sensores acoplados ao mesmo sistema pode obter variedades de dados e informações com diferentes resoluções espaciais, espectrais e radiométricas.

A combinação de dados LiDAR em imagens multiespectrais foram identificados em estudos que se dedicam a classificação de uso e ocupação do solo, para melhorar o desempenho e compensar as deficiências um do outro (Rapinel; Hubert-Moy; Clément, 2015), (Morsy; Shaker; El-Rabbany, 2017), (Luo et al., 2018), (Wu; Yao; Polewski, 2018), (Chen et al., 2018).

Para esta pesquisa, foram realizados levantamentos em plataforma editoriais de periódicos científicos, tais como, MDPI, Elsevier, Google Scholar, Bibliotecas Digital de Tese e Dissertação da UFPE, UFCG, UEPB e USP para identificar obras científicas que utilizam da integração de informações espaciais de dados LiDAR em imagens orbitais multiespectrais CBERS-4, em especial no Brasil, o que indicou ausência de trabalhos dedicadas à extração destas informações para exploração de parâmetros e índices ambientais e os efeitos na precisão da classificação, principalmente na área urbana.

A combinação destes resultados pode, em tese, auxiliar e definir novos parâmetros ambientais estabelecidos no novo código florestal e no plano de uso e ocupação do solo para áreas urbanas do Recife-PE, de forma a orientar gestores públicos para compor futuros planos diretores municipais, desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes, planejamento do uso e ocupação do solo urbano e monitoramento da qualidade ambiental.

Assim, a premissa inicial deste trabalho é investigar dados LiDAR integrados a imagens orbitais multiespectrais em uma região da cidade do Recife no Estado do Pernambuco para avaliação de um novo índice com base em parâmetros ambientais.

1.1 JUSTIFICATIVA

Este estudo é justificado pela ausência de trabalhos científicos dedicados a extração de informações sobre a integração de parâmetros ambientais, utilizando dados LiDAR 3D em imagens CBERS-4 e análises do desenvolvimento de novos índices para melhor aplicação da legislação ambiental no espaço urbano.

1.2 OBJETIVOS

A subdivisão dos objetivos permite ao leitor a melhor compreensão do que se pretende desenvolver e de que forma será realizado o estudo para alcançar o objetivo desejado. Assim, os objetivos deste trabalho estão subdivididos em objetivo geral e objetivo específico.

1.2.1 Objetivo Geral

Investigar a integração de parâmetros ambientais e novos índices em imagens multifontes.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Analisar o uso integrado de dados LiDAR 3D em imagens multiespectrais orbitais CBERS-4 usando fatiamento por altitudes com os índices físicos NDVI, NDWI e NDBI.
- Avaliar se a integração de dados LiDAR 3D com imagens multiespectrais CBERS-4 permite a construção de novos índices físicos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nessa seção serão abordados temas conceituais e teóricos que embasa o desenvolvimento da pesquisa, auxilia na compreensão das análises e interpretação dos resultados.

2.1 PARÂMETROS AMBIENTAIS

Construir parâmetros ambientais a partir da realidade de diferentes grupos de pessoas, comunidades, bairros, cidades é, uma forma de contribuir e respeitar com a diversidade ambiental, social, econômica e evolução das cidades. Desta forma, é possível auxiliar gestores para promoção, planejamento e gerenciamento das questões ambientais.

Conforme Gonçalves (2017) os parâmetros existem para homogeneizar, dentro da diversidade ambiental, os indicadores a serem monitorados. Definido os parâmetros ambientais é possível monitorá-los e avaliar a intensidade das repercussões, comparando valores resultante de algum evento com valores ideais caso não houvesse influência humana.

Os indicadores e índices na área ambiental são recomendados por leis específicas a nível de governo federal, estadual ou municipal que, segundo Gonçalves (2017) podem ou não estar organizados nos parâmetros ambientais, a exemplo daqueles que estão organizados por assuntos relacionados ou não, áreas de proteção ambiental, cursos e corpos d'água, declividade, altitude, vegetações nativas, entre outros.

Na ausência de leis estaduais ou municipais que determine tais parâmetros prevalece o embasamento e cumprimento destas, baseado em leis federais que rege a legislação ambiental e do uso e ocupação do solo ou com referência a constituição de 1988. Algumas das leis e parâmetros ambientais são mencionadas a seguir e estruturadas no quadro 1: *Constituição da República Federativa do Brasil de 1988*; *Lei Federal Nº 6.766, de 19 de dezembro de 1979*: dispõe sobre o Parcelamento do Solo Urbano e dá outras providências. Conhecida como Lei dos loteamentos; *Lei Federal Nº 10.257, de 10 de julho de 2001*: Estatuto da Cidade – estabelece diretrizes gerais da política urbana e dá outras providências; *Lei Federal Nº 12.651, de 25 de maio de 2012*: estabelece normas gerais sobre a proteção da vegetação, áreas de Preservação Permanente e as áreas de Reserva Legal. Conhecida como Novo Código Florestal.

As escalas máximas dos dados LiDAR e imagens CBERS-4, estudadas nesse trabalho, podem ser analisadas e associadas as estrutura de parâmetros ambientais e índices que rege a legislação federal, representadas no quadro 1.

Quadro 1 – Estrutura de parâmetros ambientais e índices que rege a legislação

Dimensão	Parâmetros	Índices	Lei Federal Ambiental	Escala Máxima CBERS-4/LiDAR
Ambiental	Declividade	> 45° ou 100% na linha de maior declive	Lei Federal Nº 12.651/2012	1:400
	Altitude	Até 2/3 da altura mínima da base	Lei Federal Nº 12.651/2012	1:400
	Distância de cursos d'água	De 30 m a 500 m conforme borda da calha do leito regular	Lei Federal Nº 12.651/2012	1:100000
	Distância de áreas de nascentes	50 m	Lei Federal Nº 12.651/2012	1:100000
	Distância de Rodovias	15 m	Lei Federal Nº 6.766/1979	1:100000
	Distância de Área de Drenagem	30 m	Lei Federal Nº 12.651/2012	1:100000
	Distância de Lagos	30 m	Lei Federal Nº 12.651/2012	1:100000

Fonte: Adaptado de Gonçalves (2017).

Parâmetros ambientais que não estão associados ou recomendados por leis específicas, mas que são de fundamental importância para estudos locais e que serve de suporte/auxílio para tomada de decisões e planejamentos do espaço urbano, podem, a partir do uso de técnicas de SR serem usadas para extrair dados e informações de imagem lesar combinas ou não com imagens orbitais multiespectrais.

2.1.1 Quanto à tipologia dos parâmetros ambientais

Os parâmetros ambientais servem para definir os critérios que identifiquem e quantifiquem fatores ambientais. Os principais fatores ambientais estudados nessa pesquisa foram: densidade da vegetação, solo exposto, áreas impermeáveis, áreas ocupadas por espelho d'água, intensidade verticalizada da ocupação urbana (altimetria) e áreas úmidas.

Densidade da Vegetação: Conforme De Paula (2017), a remoção da vegetação em espaços urbanos ocasiona aumento da impermeabilização do solo, redução da infiltração da água das chuvas, aumento da velocidade do escoamento superficial, elevação da temperatura do ar, diminuição dos ventos e umidade relativa do ar, além do aumento da poluição sonora e visual. Nesses espaços, ocorre a predominância de vegetação arbórea ou arbustiva, caracterizada pela sua altura e área foliar de suas copas. A vegetação arbórea e arbustiva, são indicadores ambientais importantes, assim, é possível monitorar as áreas de interesse para a manutenção da cobertura vegetal: margens de curso d'água e reservatórios, terrenos com grandes

declividades, áreas protegidas com maior densidade de vegetação (mata nativa), áreas de recarga de aquíferos, áreas de valor paisagístico e áreas de amortecimentos de cheias.

Solo Exposto: Remete-se ao processo de expansão urbana e sua capacidade de contribuir com a exposição do solo mediante a remoção da cobertura vegetal, ficando sujeito a erosões, perda de matéria orgânica pelos os fenômenos naturais (chuva, vento e outros intempéries naturais). Conforme, Coutinho Filho (2015), o solo exposto é identificado como a superfície não impermeabilizada e sem proteção da cobertura vegetal. Normalmente, são áreas onde ocorreram movimentações de terra para construções, áreas desgastadas pelo uso intenso da terra, campos de futebol de várzea, locais onde ocorre deposição de solos carregados por eventos de cheias e enchentes, áreas de loteamento, estradas vicinais, ruas sem calçamentos podem ser incluídas nesta classe.

Áreas Impermeáveis: Trata-se de áreas que se destacam por apresentar processos acelerado da ocupação e expansão do espaço urbano, que provoca redução da infiltração de águas pluviais no solo, provoca processos de erosão, alagamentos, inundações, contribuindo para o aumento da temperatura local, em especial nos centros urbanos (ilhas de calor) (COUTINHO FILHO, 2015). Segundo Kauffmann e Silva (2013), a taxa de impermeabilização do solo é um indicador importante para o controle e limite da expansão urbana, com diversos parâmetros significativos, dentre eles: densidade de população e de habitações, disponibilidade de área verde, disponibilidade de serviços de infraestrutura urbana, qualidade da água e do ar.

Áreas Ocupadas por Espelho d'água: Destaca-se por ser um dos elementos mais preponderantes para o surgimento e permanência da fauna e flora, de comunidades, cidades, metrópoles. Monitorar remotamente as áreas ocupadas por espelho d'água permite compreender sua dinâmica ao longo dos anos, estudos das características físicas ou biofísicas da água, além de poder auxiliar no desenvolvimento de medidas públicas para o enfrentamento social dos efeitos dos baixos volumes de reservatórios hídricos (ALBUQUERQUE, 2017).

Intensidade Verticalizada da Ocupação Urbana (altimetria): De acordo com Coutinho Filho (2015), lugares com alta densidade de construções e intensamente verticalizados tendem a aumentar os efeitos microclimáticos negativos, diminuição da umidade relativa do ar, aumento do escoamento superficial, aumento do consumo de energia devido as temperaturas locais mais altas, sendo necessário uma demanda maior por áreas verdes para compensar

esses efeitos. Zhang, Odeh, Ramadan (2013) investiga os impactos causados pelo adensamento e verticalização das edificações, afirmando que os efeitos contribuem para formação de ilhas de calor urbano. Kauffmann e Silva (2013), aponta como efeitos o aumento do escoamento superficial, podendo diminuir os níveis de recarga do lençol freático e perda da biodiversidade. Os dados altimétricos permitem também estudar a declividade do terreno e o comprimento das encostas entre dois pontos pré-definidos, observar comportamentos e tendências de uso e ocupação da superfície. Percebe-se que em baixas declividades, em especial onde há terra fértil e abundância d'água o processo de uso e ocupação do solo é acelerado. Por outro lado, em altas declividades e topos de morros existe maior densidade de vegetação.

Áreas Úmidas: De acordo com Fundo Mundial para a Natureza, em inglês, “World Wide Fund For Nature” (WWF, 2020), as áreas úmidas são complexos ecossistemas que incluem desde as áreas marinhas e costeiras até as continentais e artificiais. Ao todo são classificados 42 diferentes tipos de zona úmidas, dentre elas os lagos, manguezais, pântanos, áreas irrigadas entre outros. As áreas úmidas são importantes para manutenção da biodiversidade, abrigando uma enorme variedade de espécies endêmicas e periodicidade de espécies terrestres, desempenha importante papel no ciclo hidrológico, ampliando a retenção de água de sua região, promovendo o uso múltiplo das águas pelos seres humanos e, portanto, contribuindo substancialmente para a biodiversidade ambiental.

2.1.2 Definição de Meio Ambiente

Ao estudar índices espectrais (físicos ou biofísicos) e fatores ambientais de uma determinada região, identificamos a ausência de abordagem científica do conceito meio ambiente, relacionado ao Sensoriamento Remoto. Nesse sentido, é fundamental compreender a definição de meio ambiente para analisar sua dinâmica natural, as inter-relações humanas e obter respostas mais próxima possível da realidade da área de estudo.

Segundo Farias (2007), “para o cidadão comum”, aqueles indivíduos que não têm informação ou conhecimento técnica/científica sobre o assunto, o meio ambiente se confunde apenas como a fauna (os animais em geral) e a flora (a vegetação em geral). De acordo como o Dicionário Aurélio, “meio” é o lugar onde se vive, com suas características e condicionantes geofísicos e “ambiente” aquilo que cerca ou envolve os seres vivos ou as coisas.

A Política Nacional de Meio Ambiente – PNMA, de lei n. 6.938/1981, define meio ambiente como “o conjunto de condições, leis, influências e interações de ordem física, química e biológica, que permite, abriga e rege a vida em todas as suas formas”, cujo o termo

“meio ambiente” foi consolidado em 1988, na Constituição Federal do Brasil (FARIAS, 2007).

Conforme a resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA 306 de 2002): “Meio Ambiente é o conjunto de condições, leis, influência e interações de ordem física, química, biológica, social, cultural e urbanística, que permite, abriga e rege a vida em todas as suas formas”. A International Organization for Standardization - ISO ou Organização Internacional para Padronização, que define os parâmetros e diretrizes para a gestão ambiental das empresas privadas e públicas, na ISO 14001 de 2004 “meio ambiente” é definido como sendo “circunvizinhança em que uma organização opera, incluindo-se ar, água, solo, recursos naturais, flora fauna, seres humanos e suas inter-relações”.

Nesse sentido, meio ambiente, poderia ser definido como sendo um conjunto de elementos bióticos e abióticos e suas interrelações, o ser humano e seus inter-relacionamentos e as interações entre homem (meio biótico x abiótico). Introduzindo nesse meio o uso das técnicas de Sensoriamento Remoto, para extração e análises de informações geoespaciais entre meios físicos, bióticos e antrópicos.

2.2 SENSORIAMENTO REMOTO

Na literatura científica o Sensoriamento Remoto não segue uma definição única, em alguns pontos o conceito pode divergir ou convergir por diferentes autores, outros tentam restringir ainda mais sua definição.

Ao analisar algumas dessas discursões, Novo (2008), define Sensoriamento Remoto como sendo a utilização conjunta de sensores, equipamentos para processamento e transmissão acoplados em algum tipo de plataforma, com objetivo de estudar eventos, fenômenos e processos que ocorre na superfície terrestre registrando e analisando interações da radiação eletromagnética nas suas mais diversas manifestações. Ampliando o campo da definição de Sensoriamento Remoto, Lillesand, Kiefer e Chipman (2015), define, como sendo a capacidade de obter informações sobre um objeto, área ou fenômeno através da análise de dados adquiridos por um dispositivo (sensor) que não está em contato direto com objeto (alvo), área ou fenômeno sob investigação.

A história do Sensoriamento Remoto, entre suas controvérsias, desenvolve dos sensores fotográficos usados para atividades de defesa e reconhecimento do terreno no início de 1860. De acordo com Novo (2008), a evolução da multiplicidade de sistemas sensores, ocorre a partir de 1990, mudanças significativas na aquisição de dados de sensoriamento. Os sensores ficaram mais sensíveis, houve avanço na capacidade de transmissão, armazenamento e

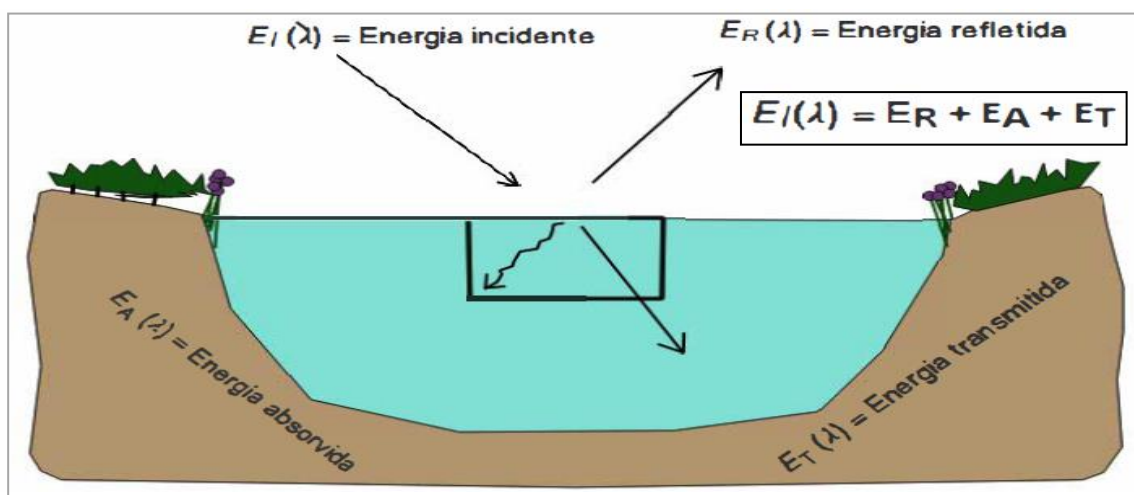
processamento graças aos avanços das telecomunicações e da informática. Surgem em seguida missões importantes com cargas úteis complexas, como é o caso das plataformas do programa *Earth Observation System* (EOS) da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA).

O sistema de Sensoriamento Remoto fornece dados repetitivos e consistente da superfície da Terra, aos quais vários estudos utilizam para diversas aplicações. Destacamos os estudos do balanço de radiação, que conforme Lillesand, Kiefer e Chipman (2015), quando a energia eletromagnética incide em algum objeto da superfície terrestre, três interações fundamentais de energia são possíveis. A energia incidente sobre o alvo pode ser refletida, absorvida e/ou transmitida. Conforme observado na Figura 1, a representação da interação da energia com um corpo d'água. Parte da energia incidente sobre o alvo é refletida, o que indica sua capacidade de reflectância, a absortância e transmitância indica a capacidade de um alvo absorver e/ou transmitir essa energia, respectivamente. Aplicando o princípio de conservação de energia, chegar à seguinte relação (equação 1):

$$EI(\lambda) = ER(\lambda) + EA(\lambda) + ET \quad (1)$$

Onde: E_I : Energia Incidente; E_R : Energia Refletida; E_A : Energia Absorvida; E_T : Energia Transmitida e λ os comprimentos de onda.

Figura 1 – Interação da energia eletromagnética com o corpo d'água



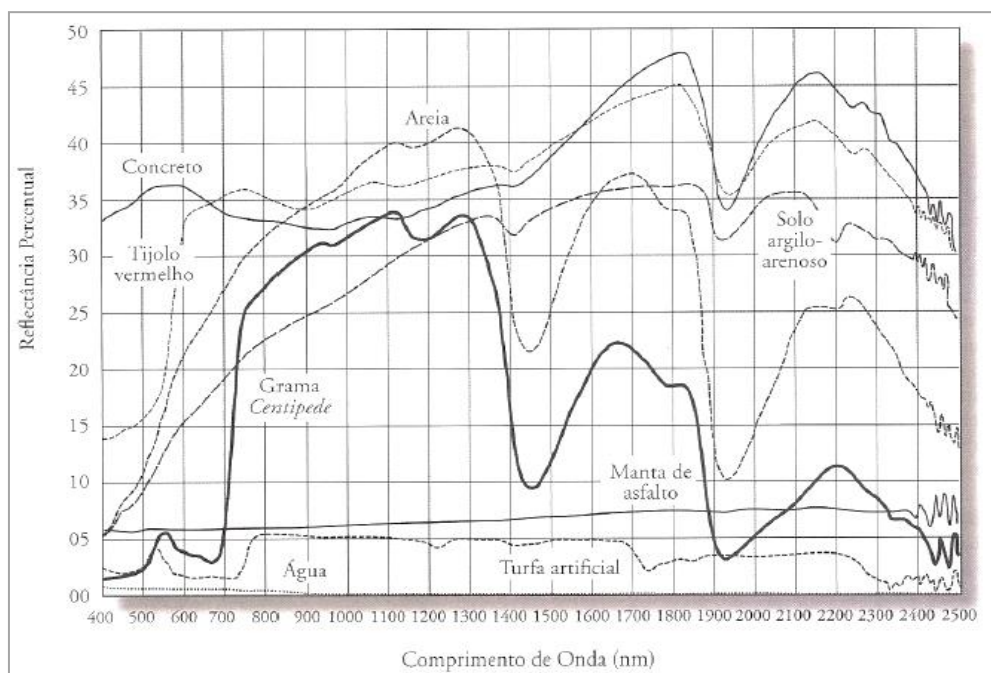
Fonte: Adaptado de Lillesand, Kiefer e Chipman (2015).

A equação (1) do balanço de radiação, segundo Jensen (2009), estabelece que a quantidade total de fluxo radiante em comprimento de onda específicos (λ) incidente no terreno deve ser balanceada pela avaliação da quantidade de fluxo radiante refletido, quantidade de fluxo radiante absorvido e quantidade de fluxo transmitido pela superfície.

Essas definições implicam que a energia radiante deve ser conservada, i.e., ela é refletida de volta por reflexão, transmitida através de um material, ou absorvida e transformada em alguma outra forma de energia no interior dos componentes do alvo. Essas diferenças de comportamento, segundo Lillesand, Kiefer e Chipman (2015), permitem ao observador distinguir diferentes alvos em uma mesma imagem, a depender do seu comprimento de onda. Assim, dois objetos podem se assemelhar em uma faixa espectral e ser diferentes em outro canal de comprimento de onda.

Os dados obtidos por meio do sistema sensoramento, conforme mencionado anteriormente, podem ser utilizados para diversas aplicações. Jensen (2011), afirma que é possível analisar, entre outros, a vegetação (estruturas e altura do dossel, biomassa derivada de índices de vegetação, evapotranspiração), solo e rochas (umidade, composição mineral, taxonomia, alteração hidrotermal), água (cor, hidrologia de superfície, minerais/clorofila/material orgânico em suspensão, material orgânico dissolvido), uso da terra (comercial, cadastral, mapeamento para taxaço). Na Figura 2, são mostradas curvas de refletâncias espectrais em percentual para fenômenos urbanos-periurbanos de alguns alvos com relação a sua energia refletida.

Figura 2 – Refletância espectral de alvos selecionados



Fonte: Jensen (2011).

As curvas de reflectância espectral não fornecem nenhuma informação sobre a absorção e transmitância da energia radiante. Isso ocorre, devido a muito dos sistemas sensores

registrar apenas a energia refletida, no entanto, esta informação ainda é de grande utilidade, podendo ser útil na avaliação e identificação de perfis e assinaturas espectrais dos alvos.

2.2.1 Sistema Sensores

Nos dias atuais, existe uma vasta variedade em número de sensores orbitais disponíveis, cada um deles com diferentes características espaciais, espectrais e radiométricas, para monitoramento global da superfície da terra.

Os sensores são os sistemas responsáveis pela conversão de energia proveniente de um alvo em registro na forma de imagem ou gráfico que permite associar a distribuição da radiância, emitância, ou retroespalhamento com suas propriedades, físicas, químicas, biológicas ou geométricas. O processo de conversão e registro dessa energia fica sujeito a um conjunto de transformações radiométricas, geométricas e espaciais, sendo necessário compreender a natureza dessas transformações para que se possa empregar algoritmos adequados às correções (NOVO, 2008).

Os sistemas sensores podem ser classificados de diferentes maneiras. Quanto a fonte de energia, podem ser classificados em sensores passivos e sensores ativos. Os sensores passivos detectam a radiação solar refletida ou a emitida pelos alvos (objetos) da superfície. Dependem de uma fonte de radiação externa, no caso radiação refletida pelo Sol, para que possam gerar informações sobre os alvos de interesse. Os sensores ativos produzem sua própria radiação que irá interagir com os alvos da superfície, por exemplo, os radares e *lasers* (NOVO, 2010).

Normalmente, quando estamos estudando sistema de sensores as informações técnicas, características e especificações dos dados desse sensor são fornecidos pela agência fornecedora do dado, das quais são observadas para as resoluções espacial, espectral, radiométrica e temporal.

2.2.2 Resolução das Imagens

No Sensoriamento Remoto as resoluções de imagens permitem atender as necessidades de uma ampla demanda de usuários. A depender do que se pretende estudar, monitorar, analisar, obter dados e informações dos alvos o usuário define o sensor ou sensores de maior, intermediária ou menor resolução que mais se ajusta ao seu interesse.

Conforme Meneses e Almeida (2012), a detecção ou identificação de um objeto nas imagens de Sensoriamento Remoto não é determinada somente pela resolução espacial, mas por quatro diferentes formas de medições:

i) pela área do campo de visada do sensor; ii) pelo comprimento de onda das bandas; ii) pelos valores numéricos da medida da radiância do alvo e; iv) pela data em que a imagem foi tomada.

2.2.2.1 Resolução Espacial

A resolução espacial é um importante parâmetro do sensor porque ela determina o tamanho do menor objeto que pode ser identificado em uma imagem, ou seja, o menor tamanho passível de detecção pelo o instrumento sensor (NOVO, 2008; MENESES E ALMEIDA, 2012).

Conforme Meneses e Almeida (2012), a determinação da resolução espacial de um sensor envolve uma análise da relação do grau de autocorrelação da organização espacial dos objetos no terreno. Em terrenos naturais os alvos apresentam uma alta correlação espacial, não exigindo, para a sua identificação, altas resoluções espaciais. Já, para áreas urbanas que apresenta alta variabilidade de tipos de objetos, a exigência seria para um sensor com resolução espacial de poucos metros, para que as casas, ruas, estacionamentos, possam ser resolvidos. Ainda, segundo os autores, a resolução espacial deve ser entendida como uma medida geométrica do detector em relação a superfície terrestre, definindo a área imageada no terreno, numa altitude considerada e num determinado instante.

A Figura 3 apresenta um exemplo de diferentes sensores e resoluções espaciais em uma determinada área urbana na cidade de Brasília.

Figura 3 – Imagens de diferentes sensores e resoluções espaciais

Local: Porção do lago Paranoá de Brasília	Baixa Resolução	Média Resolução	Alta Resolução
	 Imagens Landsat com resolução espacial de 30 x 30 m	 Imagem Spot com resolução espacial de 10 x 10 m	 Imagem Ikonos com resolução espacial de 1,0 x 1,0 m

Fonte: Adaptado de Meneses e Almeida (2012).

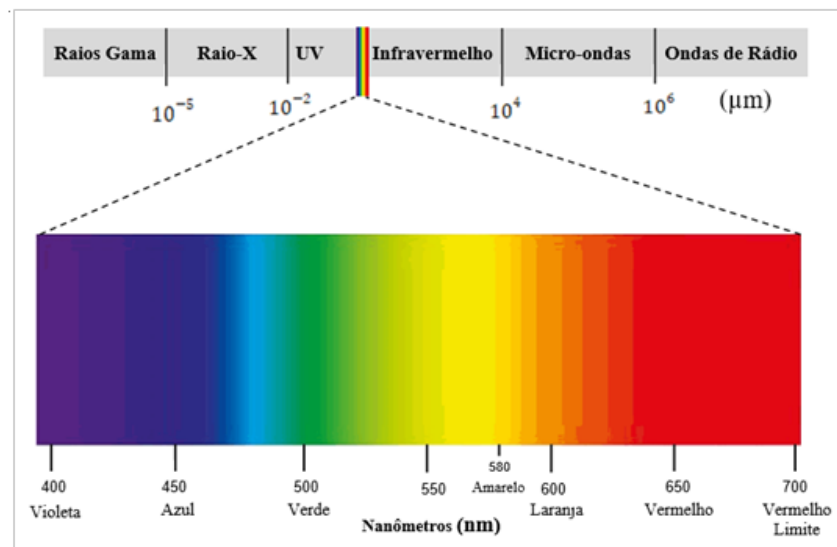
2.2.2.2 Resolução Espectral

Segundo Novo (2008), a resolução espectral é uma medida da largura dos canais espectrais e da sensibilidade do sistema sensor em distinguir entre dois níveis de intensidade do sinal de retorno, este, definido como resolução radiométrica. E explica que um sistema sensor que opera no canal de $0,4 \mu\text{m}$ a $0,5 \mu\text{m}$ tem uma resolução maior comparado ao canal de $0,4 \mu\text{m}$ e $0,6 \mu\text{m}$, sendo este, capaz de registrar pequenas variações no comportamento espectral em regiões mais estreitas do espectro eletromagnético.

No mesmo sentido, Meneses e Almeida (2012) complementa dizendo que, um sensor tem melhor resolução espectral se ele possui maior número de bandas situadas em diferentes regiões espectrais e com larguras estreitas de comprimentos de onda. Na Figura 4, é possível observar a representação da faixa do visível no espectro eletromagnético. Assim, de acordo com os autores, a resolução espectral envolve pelo menos três parâmetros de medida:

- i) o número de bandas que o sensor possui;
- ii) a largura em comprimento de onda das bandas e;
- iii) as posições que as bandas estão situadas no espectro eletromagnético.

Figura 4 – Representação da faixa do visível no espectro eletromagnético de 400 a 700 μm .



Fonte: Adaptado de Jensen (2011).

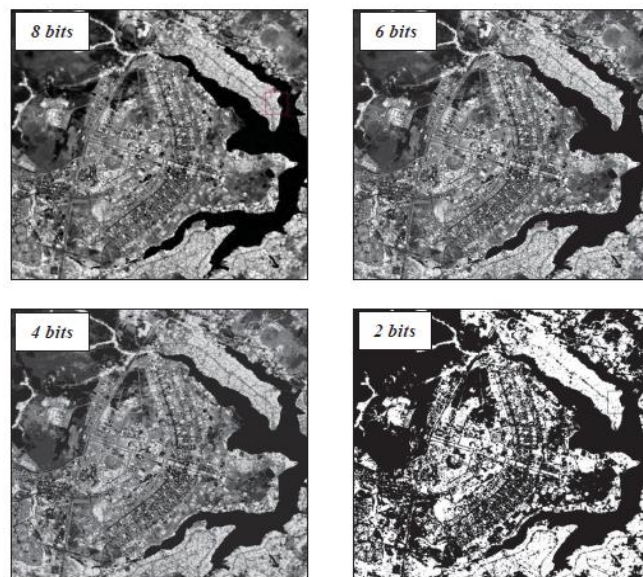
2.2.2.3 Resolução Radiométrica

A resolução radiométrica, segundo Meneses e Almeida (2012) é definida pela intensidade de radiância medida pelos detectores da área de cada pixel unitário. Os níveis de energia refletida, emitida ou retro espalhada que deixa a superfície do alvo apresenta diferenças de intensidade contínuas que precisa ser detectadas e registradas pelo sensor

(NOVO, 2008). Os autores complementam, afirmando que quanto maior for a capacidade do sensor distinguir diferenças de intensidade refletida do alvo, maior será sua resolução radiométrica.

A medida da resolução radiométrica, também recebe o nome de quantização. Em termos práticos, a quantização da radiação eletromagnética é convertida em números de valores digitais de cinza, *profe* (ND), que pode estar contido dentro de um intervalo numérico dependente do número de bits que define a resolução radiométrica do sensor. O ND é sempre expresso com potência de 2, ou seja, 2^n por exemplo: 8 bits expressam 2^8 que é igual a 256 níveis de cinzas e 12 bits expressam 2^{12} igual a 4096 níveis de cinza. Na figura 5, é observado diferenças de níveis de cinza que vão de 8 bits até 2 bits. Essa conversão, também denominada tradução, conforme Ponzoni et al. (2015), é realizada por um equipamento colocado a bordo do satélite, sendo específica para cana canal espectral no qual o sensor atua. Dessa forma, as imagens geradas em diferentes faixas espectrais, poderá ser representado por números digitais diferentes, dando a impressão de que em imagens de duas faixas espectrais o pixel está refletindo mais radiação eletromagnética em uma faixa do que em outra, quando isso na verdade não está acontecendo.

Figura 5 – Imagens com diferentes níveis de resolução radiométrica



Fonte: Meneses e Almeida (2012).

2.2.2.4 Resolução Temporal

Conforme Meneses e Almeida (2012), a Resolução Temporal refere-se à frequência de passagem do sensor em um mesmo local ou área e obtém imagens em um determinado intervalo de tempo ou ao longo de sua vida útil. A resolução temporal é fundamental para

acompanhar ou detectar a evolução ou mudanças que ocorrem na Terra, em especial para alvos mais dinâmicos, como o ciclo fenológico de culturas, desmatamentos, desastres ambientais com contribuições significativas na monitoração ambiental.

Nesse sentido, a resolução temporal se refere a periodicidade com que o sistema sensor adquire imagens do mesmo local da superfície terrestre. Quando se objetiva a coletar informações de fenômenos tão dinâmicos como os meteorológicos, a periodicidade com que os satélites e seus sistemas sensores visitam um mesmo local na Terra são muito maiores (MENESES & ALMEIDA, 2012). A sequência temporal de alguns sensores varia de acordo os objetivos que se deseja alcançar. Desta forma, a resolução temporal do satélite CBERS-4, objeto deste estudo, está a 26 dias de revisita.

2.2.3 Light Detection and Ranging - LiDAR

Conforme Jensen (2009), desde o final do século XX e início do século XXI, com a disseminação das geotecnologias, o Sensoriamento Remoto (SR) tornou-se uma eficiente e poderosa fonte de dados para monitoramento da dinâmica geoespacial. Identifica-se que o SR integrado a técnicas de Sistemas de Informação Geográficas (SIG) vem sendo amplamente utilizado no diagnóstico e avaliações do espaço urbano.

Uma das metodologias segundo Coutinho Filho (2015), que apresenta grande potencial de uso em áreas urbanas é o uso integrado dos produtos derivados do Sistema LiDAR, imagens orbitais e fotografias aéreas. Isso porque, oferece de forma rápida e simples informações altimétricas e volumétricas aumentando a qualidade das análises ambientais.

O perfilamento a laser aerotransportado de sistemas (LiDAR), apontado por Teo e Shin (2013), se apresenta como uma importante tecnologia, capaz de auxiliar na análise de elementos característicos que compõe a paisagem urbana, tais como a vegetação e as edificações.

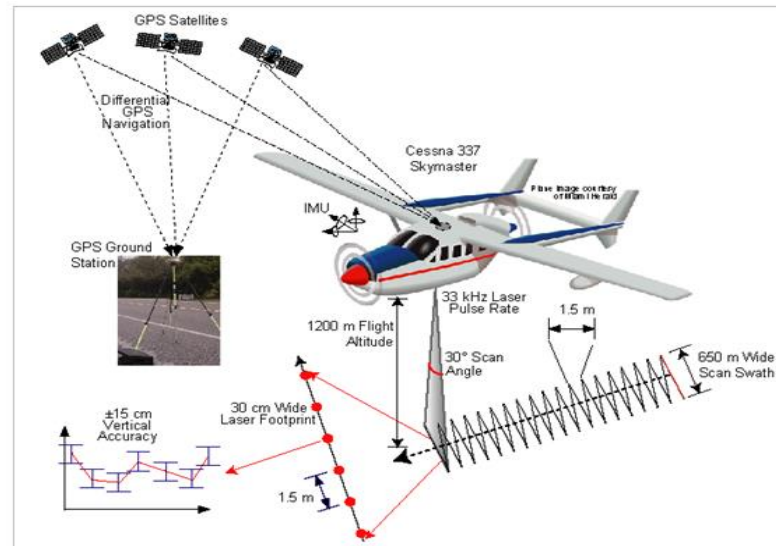
2.2.4 Princípios e Características do Sistema LiDAR

O LiDAR - ALS em inglês (*Light Detection and Ranging - Airbone Laser Scanner*) é um sistema ativo de Sensoriamento Remoto capaz de determinar a posição e a altura de alvos na superfície terrestre (COUTINHO FILHO, 2015).

Esse tipo de sistema, conforme Coutinho Filho (2015), possui três componentes principais que funciona simultaneamente. Um destes componentes é o instrumento transmissor e receptor. Conforme observado na Figura 6, quando a aeronave se move ao

longo da linha de voo aparelhos emitem pulsos laser por meio de um espelho com varredura perpendicular ao plano de voo da aeronave e capta os retornos através de uma antena.

Figura 6 – Obtenção de Dados LiDAR (ALS).



Fonte: Adaptado de IHRC (2007).

Outra informação importante do sistema LIDAR (ALS) é a orientação da antena durante todo o tempo de aquisição dos dados obtida por meio da Unidade de Medição Inercial - IMU, que tem a função de detectar as movimentações da aeronave. O IMU é formado por um conjunto de giroscópios, três acelerômetros e uma unidade de controle responsável pelas condições dos sinais emitidos (JENSEN, 2009; COUTINHO FILHO, 2015).

As informações do IMU são pós-processadas e a detecção dos desvios de posicionamento da aeronave obtidas do sistema receptor GPS de dupla frequência com rastreamento do tipo RTK (Real Time Kinematic) durante o tempo de duração da missão. A operação simultânea destes instrumentos revela a posição inercial do sistema no momento de emissão e de captação de cada retorno, bem como a inclinação de cada feixe de laser em relação à vertical do lugar. Este conjunto de dados documentam informações de data, hora, latitude/longitude, velocidade e valores das componentes posicionais (JENSEN, 2009).

Dependendo da altitude do instrumento LiDAR e do ângulo em que é enviado o pulso a laser em direção ao terreno pode-se obter vários retornos. Cada pulso a laser que parte da aeronave em direção ao alvo desloca-se à velocidade da luz (299792,458 km/segundo), possui forma cônica que ilumina uma área de aproximadamente 30 cm de diâmetro, denominada área de cobertura a laser instantânea (JENSEN, 2009). Os primeiros retornos resultam dos alvos da

superfície que possuem maior altitude (árvores, edifícios), os últimos são da superfície desnuda do terreno.

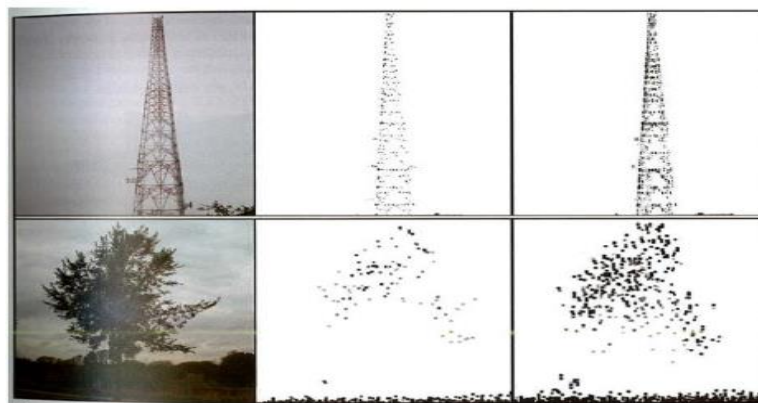
Segundo Jensen (2009), diversos arquivos LiDAR que se refere a primeiro, possíveis e últimos retornos e intensidade são criados. A esse processo de varredura a laser são denominados de *masspoints*. Desta forma, Coutinho Filho (2015) afirma que é necessário fazer o processamento em softwares dedicados a transformar os dados obtidos pela antena receptora, IMU e GPS, em pontos com coordenadas conhecidas (x,y) e o atributo da altitude (z).

As informações do perfilamento a laser aerotransportado fornece uma densidade de pontos, que são filtrados e processados para gerar uma grade de pontos uniformemente distribuídos com os quais se faz o MDT. As características deste atributo dependem de uma série de parâmetros apontados por Jensen (2011), tais como, o ângulo de varredura, número de pulsos transmitidos por segundo, velocidade da aeronave e dos materiais que os pulsos a laser encontram.

Os sistemas antigos do LIDAR, conforme Renslow (2012), realizava trabalhos com baixas taxas de pulsos (10 a 25 KHz), neste caso os dados eram esparsos chamados de retornos discretos. Ao passo que evoluem os sensores, maiores são as taxas de emissão de pulsos, (200 KHz a 500 KHz ou mais) sendo possível captar maior quantidade de retornos.

Coutinho Filho (2015) destaca o sistema full-waveform, por exemplo, que opera com taxas de até 1 GHz sendo capaz de obter o registro completo dos retornos de sinais emitidos, representado na Figura 7. A partir das nuvens de pontos fornecida por este sistema, elementos como árvores, rede elétrica de alta tensão e diversas construções podem ser representadas em formato (3D).

Figura 7 – Comparação das diferenças de densidade de retornos



Fonte: Renslow (2012).

A figura central corresponde aos retornos discretos, a figura a direita representa o sistema full-waveform

A nuvem de pontos adquirida, apresenta distribuição quase regular, devido a configuração da base de linhas de voo de plataforma aérea. O seu processamento pode ser com dados vetoriais, empregando-se uma Malha Triangular Irregular (TIN) ou com dados raster, por meio de uma grade regular. Sabe-se que alguns pulsos Laser encontram aberturas entre o/os alvo e atingem o solo ou a cobertura de vegetação rasteira. Através desses pulsos é possível gerar, através de métodos apropriados de interpolação, modelos digitais de elevação de alta resolução (JENSEN, 2011). Na tabela 1, são apresentadas as possíveis características de um sensor LiDAR.

Tabela 1 – Características de um sensor LiDAR.

Característica do Sistema	LiDAR
Fonte de energia	Ativo
Geometria	Polar
Tipo do sensor	Pontual
Medição dos pontos	Direta
Amostragem	Pontos individuais
Imagem associada	8 bits monocromática
Precisão horizontal	2 a 3,5 vezes menos que a precisão vertical
Precisão vertical	1000 m de altura – 10 a 15 cm; 2000 m de altura – 25 cm
Planejamento do voo	Sobreposição lateral (30%) apenas para obtenção de cobertura contínua
Restrições de voo	Independente da luz do sol
Taxa de produtividade	Maior automação e rapidez
Custo	25% a 33% do custo de levantamento fotogramétrico
Produção	<i>Software</i> proprietário - processamento realizado pela empresa fornecedora do levantamento LiDAR

Fonte: Adaptado de Zandoná (2006)

2.2.5 Produtos e Aplicações do LiDAR

Os dados obtidos do sistema LiDAR fornece uma densidade de pontos com informações apenas ao funcionamento do sistema, como: número de retornos; valores de intensidade, ângulo de escaneamento e valores de posicionamento (X, Y, Z). No entanto, utilizando de softwares que emprega algoritmos específicos é possível extrair feições básicas da vegetação, edificações, superfície do terreno, superfícies hidrológicas (COUTINHO FILHO, 2015).

Segundo Renslow (2012), o conjunto de pontos do LiDAR não possuem atributos que permitam a identificação de alvos urbanos. Sendo necessário, a realização de classificação

com base em informações prévias e na interpretação do comportamento espacial entre os pontos.

Coutinho Filho (2015), aponta uma das técnicas para a detecção de alvos (vegetação, edificações, superfície do terreno) como a separação por meio de filtragens dos pontos “ground” e “non-ground”. Zhang, Wu, Lung e Jan (2013), utiliza deste tipo de metodologia para extração de modelos digitais de elevação e do terreno (MDE e MDT). Guan et al. (2013) utiliza de do método de classificação baseado em objeto para mapeamento urbano, uma proposta para reduzir a interpretação manual de imagens e automatizar a seleção de recursos em um processo de classificação. Morsy, Shaker e El-Rabbany (2017) trabalha uma classificação baseada em imagens de intensidade e altura a partir de pontos LiDAR e, em seguida, um classificador de máxima verossimilhança é aplicado.

Nesse sentido, os dados do LiDAR são geralmente representados na forma de imagem e utilizados como uma banda adicional no processo de classificação, e/ou de modo fusionado com imagens áreas ou orbitais Singh et al. (2012).

A imagem de intensidade que geralmente possui uma banda única normalizada para os valores de 8 bits (0 a 256) números de cinza possui riquezas de detalhes semelhantes à de fotografia área preta e branca pancromática (MENESES & ALMEIDA, 2012). A formação da imagem geralmente ocorre a partir dos valores de intensidade dos primeiros retornos (RENSLOW, 2012). De acordo com Jensen (2011), a imagem intensidade é formada pelo os picos de voltagens dos sinais de retornos registrados pelo aparelho que controla o sistema.

Nesse sentido, Coutinho Filho (2015), explicita que a resolução da imagem de intensidade depende diretamente da própria resolução dos dados LIDAR (ex: pontos p/m², taxa de frequência do pulso). E compara a largura da banda da luz do laser com as bandas dos sensores multiespectrais, 2-5 nm e 50-100 nm respectivamente.

Outros produtos gerados a partir da densidade de pontos do LiDAR, conforme Coutinho Filho (2015), são o Modelo Digital de Superfície (MDS) e Modelo Digital de Terreno (MDT). Estes modelos proporcionem a representação 3D de elementos espaciais, fornecem referências altimétricas (curvas de nível, linhas de quebras) indispensáveis à análise da paisagem. O MDS é um produto obtido a partir da interpolação de *masspoints*, utilizando de recursos matemáticos, que possui características de elevação do dossel urbano. O MDT é resultante da filtragem do MDS pela diferença dos pulsos que pertencem ao terreno dos pulsos que estão acima da superfície. A diferença entre o MDS e MDT, segundo Wu et al. (2013) e Coutinho Filho (2015), obtém o Modelo Digital de Superfície Normalizado (MDSn),

produto que representa a altura real dos objetos que pode ser processada e utilizada para identificar alvos urbanos.

Diversas, são as aplicações em áreas urbanas utilizando dados LiDAR, uma delas, é a modelagem 3D da infraestrutura e do arranjo espaço urbano. Nesse sentido, Brandeliza (2010) menciona cálculo de volume de feições artificiais, corredores urbanos formados por edifícios (canyons urbanos), estudo de microclima, propagação de ruídos e poluentes. Os dados LiDAR, conforme Renslow (2012) também é utilizando no monitoramento de túneis e pontes, riscos geológicos decorrente da movimentação de solo e rochas em áreas de grande declividade e na investigação de acidentes. Chen et al. (2018), para o mapeamento da cobertura do solo em grandes centros urbanos em Nanjing, China e Luo et al. (2018) para aprimorado de mapeamento de superfície impermeável em Buffalo, NY, EUA.

2.2.6 Estudo do LiDAR com outros sensores

Morsy, Shaker e El-Rabbany (2017) trabalha uma classificação baseada em imagens de intensidade e altura a partir de pontos LiDAR e, em seguida, um classificador de máxima verossimilhança é aplicado. Rapinel, Hubert-Moy e Clément (2015), estudou uma classificação de imagens multiespectrais com alta resolução espacial e resolução espacial muito alta, fotografias aéreas e integração de imagens laser para uma abordagem baseada em objetos e modelagem em árvore de decisão.

Chen et al. (2018), estuda integração de dados LiDAR multiespectrais e aéreos para o mapeamento da cobertura do solo de grandes áreas urbanas com diferentes recursos derivados do LiDAR para aprimoramento, incluindo altura, intensidade e recursos de retorno múltiplo. Faz uso de imagens SPOT-5 e LiDAR aplicada na parte central da cidade de Nanjing, China.

Luo et al. (2018), faz uso do método aprimorado de mapeamento de superfície impermeável que incorpora dados LiDAR e imagens de alta resolução com diferentes tempos de aquisição que consideram mudanças reais na paisagem e diferenças de observação. Usou imagem LiDAR e Ortoimagem para área localizado próximo ao limite da área central da cidade, em Buffalo, NY, EUA.

Desta forma, inúmeras pesquisas apontam como melhor opção para extração de alvos urbanos é utilizar dados LiDAR de modo integrado com outros sensores, que pode ser por meio da fusão das imagens ou como uma banda adicional contendo o atributo altimétrico (COUTINHO FILHO, 2015). Estudos utilizando de dados LiDAR pode ser uma fonte potencial para reconhecimento e caracterização de alvos urbanos e compreensão da dinâmica do espaço urbano.

2.2.7 Pernambuco 3D (PE 3D)

Após as enchentes que atingiram drasticamente municípios da Mata Sul do Estado de Pernambuco, entre 2010 e 2011, foram realizados serviços de mapeamento das áreas afetadas e da calha dos principais rios das bacias hidrográficas. Por meio da Secretaria de Recursos Hídricos e Energéticos (SRHE), iniciou a realização de uma varredura a laser do terreno que permitiu obter com rapidez e qualidade as informações altimétricas para elaboração dos projetos das barragens de controle de cheias, além de desenvolver sistema de prevenção e alerta de inundações para a bacia do rio Una. Atualmente, cabe à Secretaria de Desenvolvimento Econômico (SDEC) gerenciar o Programa de Sustentabilidade Hídrica de Pernambuco (PSHPE), financiado pelo Banco Mundial. Com o êxito obtido, foi tomada a decisão de inserir nas metas do PSHPE o mapeamento para todo o território do Estado com início em janeiro de 2014, assim surge o Programa Pernambuco Tridimensional (PE3D, 2016).

A partir do recobrimento aerofotogramétrico são geradas ortofotos na escala 1:5000, com resolução espacial de 50 cm, assim como fotoíndices e seus respectivos metadados. A densidade de pontos cotados é de aproximadamente 1 ponto a cada 2 m². Os serviços compreenderam o mapeamento na escala 1:5000 abrangendo o território do Estado de Pernambuco. Com um nível de precisão ainda mais detalhado, foi realizado o mapeamento de áreas urbanas na escala 1:1000. A definição das áreas a serem mapeadas complementa o trabalho da Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA), que contratou mapeamento em escala semelhante para 15 municípios: Goiana e todos os municípios da Região Metropolitana (Recife, Abreu e Lima, Araçoiaba, Cabo de Santo Agostinho, Camaragibe, Igarassu, Ilha de Itamaracá, Ipojuca, Itapissuma, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Olinda, Paulista e São Lourenço da Mata). Os dados do Pernambuco Tridimensional poderão ser utilizados por estudantes, profissionais de empresas públicas ou privadas. Não será cobrado nenhum valor por qualquer produto disponibilizado (PE3D, 2016).

2.2.8 Sistema CBERS

A motivação por meios mais eficientes e econômicos de observar a terra levou o homem a desenvolver os satélites de Sensoriamento Remoto. Os altos custos dessa tecnologia se tornam inviável para países em desenvolvimento. Nesse sentido, os governos do Brasil e da China assinaram em 06 de Julho de 1988 um acordo de parceria envolvendo o INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) e a CAST (Academia Chinesa de Tecnologia Espacial) para o desenvolvimento de um programa de satélites avançados de Sensoriamento Remoto,

denominado Programa CBERS (*China-Brazil Earth Resources Satellite* ou Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres) (INPE, 2018).

O sistema satélite CBERS-4 dispõe de quatro sistema sensor imageadores, sendo o Brasil responsável pela Câmera Multiespectral Regular (MUX) e a Câmera Imageadora de Amplo Campo de Visada (WFI), enquanto a china é responsável pela Câmera Pancromática Multiespectral (PAN) e Câmera Imageador Multiespectral e Termal (IRS). As divisões de responsabilidade estendem-se aos demais sistemas e aos custos de toda a missão, que é de 50% para cada país (INPE, 2018).

Para obtenção dos índices físicos, utilizamos dos sistemas sensores MUX e IRS, por assegurar o recobrimento global através do programa CBERS-4 numa resolução temporal de 26 dia e resolução espacial entre 20, 40, 80 m e faixas espectrais do infravermelho de ondas curtas (SWIR), necessário para composição da equação 2, 3 e 4. As especificações dos sistemas sensores utilizados podem ser observados no quadro 2.

Quadro 2 – Características do sensor MUX e IRS do satélite CBERS-4

Satélite/Sensor	CBERS-4 / MUX		CBERS-4 / IRS	
Lançamento Data	07 de dezembro de 2014		07 de dezembro de 2014	
Instrumentos Sensores	Câmera Multiespectral Regular (MUX)		Câmera Imageador Multiespectral e Termal (IRS)	
Bandas Espectrais Resolução Espectral	B5: Azul	0,45 - 0,52 μm	B9: Pancromática	0,50 - 1,10 μm
	B6: Verde	0,52 - 0,59 μm	B10: Infravermelho de Ondas Curtas (SWIR)	1,55 - 1,75 μm
	B7: Vermelho	0,63 - 0,69 μm	B11: Infravermelho de Ondas Curtas (SWIR)	2,08 - 2,35 μm
	B8: Infravermelho	0,77 - 0,89 μm	B12: Termal (TH)	10,40 - 12,50 μm
Resolução Espacial	20 m		PAN e SWIR 40 m, TH 80 m	
Resolução Radiométrica	8 bits (256 níveis de cinza)		8 bits (256 níveis de cinza)	
Resolução Temporal	26 dias		26 dias	
Campo de Visada	04°		Ângulo de Varredura (2,204°)	
Faixa Imageada	120 km		120 km	
Sistema Geodésico de Referência	WGS 84		WGS 84	
Sistema de Projeção	UTM		UTM	

Fonte: Adaptado do INPE (2018).

2.2.9 Índices Espectrais

Os índices espectrais são técnicas amplamente utilizadas na transformação de imagens de Sensoriamento Remoto para realçar a resposta espectral de alvos da superfície terrestre e avaliar e monitorar processos de mudanças de ordem natural e/ou antrópica da cobertura da

terra. Esses índices resultam da combinação de dois ou mais canais espectrais do espectro eletromagnético, sendo amplamente utilizados devido a sua simplicidade conceitual e eficiência computacional para extrair informações presentes nas imagens (SCHEPERS et al., 2014; PONZONI & SHIMABUKURO, 2012). Nas aplicações de Sensoriamento Remoto, os cientistas desenvolveram diversos índices espectrais para monitorar e quantificar as condições e distribuições temporais e espaciais, usando dados digitais de reflectância espectrais da radiação eletromagnética.

2.2.9.1 *Normalised Difference Vegetation Index (NDVI)*

O índice de vegetação por diferença normalizada (*Normalised Difference Vegetation Index -NDVI*) foi proposto por Rouse et al. (1973), com a finalidade de obter respostas espectrais que separasse a vegetação verde a partir da variação do substrato sobre o dossel (p.ex., os solos que são visíveis sob os dosséis). Os valores de NDVI (equação 2) são praticamente altos com valores de substratos mais escuros variando no intervalo de -1 a +1. Quanto mais próximo de +1, maior é a densidade da vegetação, enquanto valores negativos indicam superfície sem vegetação.

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (2)$$

Onde: NIR indica a faixa de infravermelho próximo, Red indica a faixa vermelha.

Segundo Mpandeli et al. (2019), o NDVI estão sendo usado para aprimorar a densidade da vegetação e sua sensibilidade em regiões de alta biomassa, reduzir os efeitos atmosféricos e do solo. Dos muitos índices de vegetação disponíveis na literatura, o amplamente utilizado é o NDVI, permitem o monitoramento e a detecção remota de variações espaço-temporais do verde e vigor das plantas.

Relacionando as mais recentes obras científicas que utilizaram do NDVI, destacam-se: Mpandeli et al. (2019), que avaliaram mudanças climáticas e capacidade adaptativa em escala local, utilizando dentre outros índices, o NDVI em imagens MODIS para avaliar o estresse hídrico de 2000 a 2019 no distrito de Capricorn, África do Sul. Os resultados mostram um aumento acentuado na frequência e intensidade da seca, diminuindo o total de chuvas acompanhado pelo aumento da temperatura e pelo estresse hídrico durante o verão.

Chen et al. (2018), analisaram as mudanças de temperatura e precipitação, usando imagem MODIS, na bacia do rio Yangtze, China. Mostraram tendência crescente e anual do NDVI e outro índices ecológicos, confirmando que a temperatura está mais intimamente

relacionada a fatores ecológicos do que a precipitação. Nesse sentido, Measho et al. (2019), faz uma Análise espaço-temporal da dinâmica da vegetação como resposta à variabilidade climática e aos padrões de seca na região semiárida, Eritreia na África do Sul, usando NDVI, confirmam que a baixa precipitação foi atribuída principalmente às tendências de vegetação em declínio lento e ao aumento das condições de seca na região semiárida.

Xu et al. (2014), investigaram a dinâmica do crescimento vegetativo (produtividade anual, sazonalidade e a quantidade mínima de cobertura vegetativa) na China e suas relações com fatores climáticos durante o período 1982–2011, usando o Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS). Dentre as principais conclusões está o aumentou significativamente do NDVI médio anual em cerca de 0,0006 por ano, de 1982 a 2011; as mudanças na dinâmica do crescimento da vegetação foram significativamente correlacionadas com a temperatura do ar e a precipitação e o NDVI mensal apresentou correlação significativa com a temperatura e precipitação do mês anterior no oeste, centro e norte da China.

Estudos, como o de Liu et al. (2020), utilizou do NDVI, precipitação TRMM3B43 e a temperatura da superfície da terra para análise das características temporais e espaciais das alterações da vegetação e da qualidade ambiental ecológica no rio Huaihe bacia, China, de 2003 a 2018. Wang et al. (2019), desenvolveu um método aprimorado que usa um modelo de regressão não linear e introduz longitude e latitude com base no índice de vegetação de diferença normalizada processada (NDVI) e um modelo de elevação digital (DEM) para estimular a precipitação nas montanhas de Qilian durante o período de 2006 a 2015.

2.2.9.2 *Normalised Difference Water Index (NDWI)*

O índice de água por diferença normalizada (*Normalised Difference Water Index - NDWI ou Normalised Difference Moisture Index -NDMI*) foi introduzido e relatado em uma conferência científica por GAO (1996), com a finalidade de obter importantes informações espectrais sobre conteúdo de umidade da vegetação, que resultou em grandes utilidades na agricultura, silvicultura, florestas e hidrologia. Hardisky; Klemas; Smart et al. (1983) e Gao (1996) notaram que o índice NDMI baseado nas bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio (ou ondas curtas), era altamente correlacionado com o conteúdo de água do dossel vegetal e tinha melhor resposta no acompanhamento das mudanças na biomassa e nos estresses de umidade da vegetação do que o NDVI.

Quando consultada a literatura científica sobre os NDWI e NDMI percebe-se que existe diferença de uso para o qual se pretende estudar. O NDWI (equação 3)

estabelecido por McFeerts (1996), tem a finalidade de detectar águas superficiais em ambientes de zonas úmidas e permitir a medição da extensão da água superficial, que é obtido através da razão entre as bandas de reflectância do verde e infravermelho próximo. O NDMI baseado nas bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio, permitindo constatar a presença de água na estrutura interna da vegetação, bem como a presença de áreas inférteis observados na obra de (LEITE et al., 2017).

$$NDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}} \quad (3)$$

Onde: NIR indica a faixa de infravermelho próximo, Green a faixa Verde.

Lee et al. (2020), analisaram a estrutura vertical da floresta para estimar a biomassa acima do solo da floresta na Ilha de Jeju, na Coreia do Sul, a partir de imagens de satélite óptico e de radar usando redes neurais artificiais (RNA), oito neurônios de entrada das camadas relacionadas à floresta, com base em dados de Sensoriamento Remoto, foram elaborados: dentre eles o NDVI e NDWI usando Imagem óptica -3, imagens de radar ALOS PALSAR-1. Os dados de treinamento da estrutura vertical da floresta produzidos pela pesquisa de campo formam aplicados à RNA e validada por meio de dados de referência vertical da floresta e matriz de erros. Mostrou uma precisão geral de 65,7% com base na matriz de erros. Estudos como o de Wang et al. (2020), utiliza de uma rede neural convolucional profunda (CNN), baseada na rede neural convolucional multidimensional densamente conectada (DenseNet), para identificar a água na área do lago Poyang. Mostrando que existe é possível a partir do DenseNet ter um desempenho muito melhor que os outros CNNs e o método NDWI.

Marusing et al. (2020), correlaciona os parâmetros de status da água da planta medidos em campo e detectados remotamente, para monitorar o risco de desidratação induzida pela seca e falha hidráulica usando imagens de satélite Sentinel-2 durante o verão de 2019 no planalto de Karst (NE Itália) em uma floresta dominada por *Fraxinus ornus* L. Os resultados mostraram que as correlações lineares significativas de Pearson e Spearman ($\alpha < 0,05$) surgiram entre todas as variáveis medidas no nível da árvore e o NDWI, enquanto para NDVI, NDVI 8A e SAVI nenhuma correlação foi encontrada.

Xu et al. (2020), monitoraram o conteúdo de umidade do solo superficial na área vegetal, integrando observações ópticas e de satélite SAR na região de Permafrost do platô tibetano em 2015. Usando de imagem (MODIS) e observações do radar de abertura sintética Sentinel-1A (SAR), foi possível estimar o SSM através de um modelo

simplificado de nuvem de água (sWCM), considerando o impacto do conteúdo de água da vegetação (VWC) na recuperação do SSM integrando o índice de vegetação (VI), o índice de água com diferença normalizada (NDWI) ou o índice de infravermelho com diferença normalizada (NDMI). Dai et al. (2020), analisaram a mudança dinâmica da área do lago de Bosten, na China, em resposta ao clima entre 1988 e 2018. Os índices usados foram o NDWI e NDMI com um valor limite pré atribuído. Um banco de dados de longo prazo da superfície da água do Lago Bosten foi estabelecido a partir de imagens de Sensoriamento Remoto de alta resolução, Landsat e MODIS, durante 1988–2018. Com base no pressuposto de que a mudança climática, seis fatores meteorológicos foram selecionados para analisar os impactos da mudança climática na área média anual da superfície do lago. O resultado indicou que, nos últimos 30 anos, as condições climáticas de Bosten variaram consideravelmente.

2.2.9.3 Normalized Difference Built-Up Index (NDBI)

O índice Acumulado por diferença normalizada (*Normalized Difference Built-Up Index* – *NDBI*) vem sendo trabalhado por muitos profissionais para o monitoramento da distribuição espacial e no crescimento das áreas construídas urbanas e peri-urbanas. O cálculo do índice NDBI (equação 4) foi reescrito por Feng et al. (2019) e Yang et al. (2020) usando imagens LANDSAT com comprimento de onda 1,55 – 1,75 μm e 0,76 – 0,90 μm (SWIR e NIR) baseado entre as bandas do infravermelho médio e infravermelho próximo. O resultado é uma imagem que contém somente pixels de áreas construídas e estéreis que apresentem valores positivos, todas as demais classes de cobertura da superfície terrestre apresenta valores zero ou -255 (JENSEN, 2009). Para imagens do CBERS, utilizou-se do infravermelho de ondas curtas (SWIR) no intervalo de 2,08 – 2,35 μm , por apresentar melhor contraste de pixel.

$$NDBI = \frac{\rho_{SWIR} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIR} + \rho_{NIR}} \quad (4)$$

Onde: SWIR indica a faixa de infravermelho de ondas curtas, NIR indica a faixa de infravermelho próximo.

Nguyen, Lin e Chan (2019), investiga os efeitos do desenvolvimento urbano na expansão urbana, na ilha de calor urbana (*Urban Heat Island* - UHI) em Hanói, Vietnã, a partir de observações meteorológicas e de satélite relacionados à qualidade de vida urbana no período de 1999 a 2016. Examinaram a evolução da distribuição espacial quanto às mudanças no uso / cobertura da terra, NDVI e NDBI. O impacto crescente da expansão urbana na

intensidade de UHI é determinado com base na temperatura da superfície do solo (*Land Surface Temperature* - LST) em formas multitemporais. Os resultados implicam que o desenvolvimento urbano e seus efeitos impactam de forma iminente o ambiente e coloca novos desafios ao desenvolvimento sustentável na área metropolitana de Hanói.

Feng et al. (2019), estudaram padrões espaciais de temperatura da superfície da terra (*Land Surface Temperature* - LST) e seus fatores de influência, utilizando de sete imagens do LANDSAT para derivar o LST na cidade de Suzhou, na primavera e no verão de 1996, 2004 e 2016. Analisaram fatores espaciais que influenciam os padrões do LST, tais como, NDBI, NDVI e o NDWI. Os resultados mostram que a intensidade da ilha de calor urbano de superfície (*Surface Urban Heat Island* - SUHI) aumentou continuamente ao longo do tempo e a distribuição espacial do SUHI foi diferente entre as duas estações. Dissanayake et al. (2019), examinaram a variação espacial do LST referente ao fenômeno UHI na rápida urbanização da cidade de Lagos, Nigéria, entre 2002 e 2013. Os resultados, apontam um forte relacionamento positivo com o NDBI e um forte relacionamento negativo com o NDVI. O rápido desenvolvimento da cidade de Lagos foi diretamente afetado pela conversão de mais áreas verdes em áreas urbanas resultando na formulação de mais ilhas de superfície urbana de calor (*Surface Urban Heat Island* - SUHI). Outro fator preponderante, foi o aumento da população e suas atividades socioeconômicas, incluindo industrialização e desenvolvimento de infraestrutura, que causaram impactos significativo nas mudanças de LST. Resultados aproximados identifica-se nos estudos de Yang et al. (2020), que analisaram a variação de temperatura do solo urbano sob a expansão da cidade de Zhengzhou, China, usando imagens LANDSAT combinado com dados MODIS.

Hao et al. (2020), estudaram um índice de Detecção Segmentada Bidirecional (*Bidirectional Segmented Detection* -BSD) com base em Series Temporais (*Time Series* - TS) multivariado no nível do objeto, que detecta o tipo e o tempo de alteração do uso da terra nas imagens do LANDSAT. O método é construído usando a mediana dos índices NDVI, NDBI NDWI. Resultados experimentais indicam que a BSD detecta efetivamente o tipo e o tempo da mudança no uso da terra com uma precisão geral de 90,49% e um coeficiente Kappa de 0,86. Assim, como observado também, que o valor mediano de um objeto segmentado é mais representativo que o valor médio comumente usado.

Moreira Filho e Tavares Junior (2016), realizaram experimentos usando composições de índices físicos NDVI, NDWI e NDBI, para avaliar a precisão temática do classificador Máxima Verossimilhança (MAXVER) usando exatidão global, índice kappa e teste Z, em entorno da Lagoa Olho D'Água em Jaboatão dos Guararapes-PE. Usaram imagens TM

LANDSAT-5, e SPRING para o processamento dos dados. Os resultados indicam para uma acurácia degradada, quando se usa apenas índices físicos substituindo composições RGB.

2.3 ESTADO DA ARTE

A análise da integração ambiental de imagens multifontes (múltiplos sensores) envolve diversas temáticas nos meios científicos pela comunidade nacional e internacional da área de Sensoriamento Remoto, Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto, Ciências Geodesicas e Tecnologias da Geoinformação.

Hartfield et al. (2011), faz uma avaliação da viabilidade da integração de dados de refletância multiespectral de Sensoriamento Remoto e informações de altura para melhorar o uso da terra e a classificação da cobertura do solo. Ainda, conforme os autores, usaram a Árvore de Classificação e Regressão (CART) para comparar e contrastar as melhorias e a precisão das classificações de cobertura do solo urbano com vários sensores. Oito classes de cobertura do solo urbano foram desenvolvidas para a cidade de Tucson, Arizona, EUA. Os resultados mostram que o uso sinérgico dos dados LiDAR, multiespectral e do Índice de Vegetação com Diferenças Normalizadas produziu a classificação de cobertura da terra urbana mais precisa, com um valor Kappa de 0,88.

Reese et al. (2014), combinaram dados de satélite, derivadas de elevação e métricas de dados de LiDAR. Nove classes de vegetação definidas por altura, densidade e composição das espécies, além de neve / gelo, água e rocha nua foram classificadas usando um classificador supervisionado da Random Forest em Abisko, Suécia. Os resultados mostram que as métricas de dados de laser combinadas com dados de satélite e derivados de elevação contribuíram globalmente para uma melhor classificação da vegetação alpina e subalpina. Xu et al. (2014), investigaram a dinâmica do crescimento vegetativo (produtividade anual, sazonalidade e a quantidade mínima de cobertura vegetativa) na China e suas relações com fatores climáticos durante o período 1982–2011, usando o Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS). Dentre os principais resultados está o aumentou significativamente do NDVI médio anual em cerca de 0,0006 por ano, de 1982 a 2011; as mudanças na dinâmica do crescimento da vegetação correlacionadas com a temperatura do ar e a precipitação e o NDVI mensal apresentou correlação significativa com a temperatura e precipitação do mês anterior no oeste, centro e norte da China.

Experimentos, usando composições de índices físicos NDVI, NDWI e NDBI, são encontra na obra de Moreira Filho e Tavares Junior (2016), para avaliar a precisão temática do classificador Máxima Verossimilhança (MAXVER) usando exatidão global, índice kappa

e teste Z, em entorno da Lagoa Olho D'Água em Jaboatão dos Guararapes-PE. Usaram imagens TM LANDSAT-5, e SPRING para o processamento dos dados. Os resultados indicam para acurácia degradada quando é usado apenas índices físicos substituindo composições RGB. Leite et al. (2017), analisaram e compararam a aplicação de dois métodos (de GAO, 1996 e MCFEETRS, 1996) para o Índice de Diferenças da Água Normalizada (NDWI). O estudo foi desenvolvido na parte territorial do Nilo Coelho Perímetro Irrigado localizado na região Nordeste do Semiárido e abrange os municípios de Casa Nova-BA, Petrolina-PE e Juazeiro-BA, usando imagens de sensor TM-LANDSAT 5. Essa comparação do NDWI proporcionou a melhor aplicação para cada índice, além de avaliar a potencialidade do índice de acordo com o método aplicado.

Chen et al. (2018), faz uso da integração de dados LiDAR multiespectrais e aéreos para o mapeamento da cobertura do solo de grandes áreas urbanas com diferentes recursos derivados do LiDAR para aprimoramento, incluindo altura, intensidade e recursos de retorno múltiplo. Parte central da cidade de Nanjing, China. A combinação de recursos espectrais e espaciais aumentou a precisão do mapa em 6,03 pontos percentuais. O melhor resultado (94,59%) foi obtido pela combinação dos dados SPOT-5 e LiDAR usando todas as variáveis de entrada disponíveis. A análise da relevância das características demonstrou que o modelo de superfície digital normalizada (nDSM) foi a característica mais benéfica na classificação da cobertura do solo. Measho et al. (2019), faz uma Análise espaço-temporal da dinâmica da vegetação como resposta à variabilidade climática e aos padrões de seca na região semiárida, Eritreia na África do Sul, usando NDVI, confirmam que a baixa precipitação foi atribuída principalmente às tendências de vegetação em declínio lento e ao aumento das condições de seca na região semiárida.

Luo et al. (2018), estuda um método aprimorado de mapeamento de superfície impermeável que incorpora dados LiDAR e imagens de alta resolução com diferentes tempos de aquisição que consideram mudanças reais na paisagem e diferenças de observação. Área de estudo foi localizado próximo ao limite da área central da cidade, em Buffalo, NY, EUA. Almeida et al. (2019), explora a possibilidade de usar imagens de satélite estereoscópicas de Plêiades de alta resolução para recuperar um DEM na costa arenosa, na faixa costeira no sudoeste da França.

Lee et al. (2020), analisaram a estrutura vertical da floresta para estimar a biomassa acima do solo da floresta na Ilha de Jeju, na Coréia do Sul, a partir de imagens de satélite óptico e de radar usando Redes Neurais Artificiais (RNA), oito neurônios de entrada das camadas relacionadas à floresta, com base em dados de Sensoriamento Remoto, foram

elaborados: dentre eles o NDVI e NDWI usando Imagem óptica -3, imagens de radar ALOS PALSAR-1. Wang et al. (2020), utiliza de uma rede Neural Convolutacional Profunda (Deep Convolutional Neural - CNN), baseada na rede neural convolutacional multidimensional densamente conectada (DenseNet), para identificar a água na área do lago Poyang. Mostrando que é possível a partir do DenseNet ter um desempenho muito melhor que os outros CNNs e o método NDWI.

Padrões espaciais de temperatura da superfície da terra e ilhas de calor urbano são identificados nas obras (FENG et al., 2019; DISSANAYAKE et al., 2019 & YANG et al., 2020).

Nesse sentido, o estado da arte desta pesquisa está na sua maior parte, fundamentada em artigos publicados em periódicos internacionais com QUALIS nos últimos 5 anos. O quadro 3 apresenta o resumo do Estado da Arte com as principais obras científicas em que esta pesquisa sustenta. Maiores detalhes podem ser observados no Apêndice A - Estruturação do Estado da Arte.

Continua

Quadro 3 - Resumo do estado da arte

Título Inglês/Português	Autor	Periódico - Qualis em Geociências	Métodos e Imagens Utilizadas	Ano
Fusion of High Resolution Aerial Multispectral and LiDAR Data: Land Cover in the Context of Urban Mosquito Habitat. Fusão de Dados Multiespectrais e LiDAR Aéreos de Alta Resolução: Cobertura do Solo no Contexto do Habitat dos Mosquitos Urbanos	Hartfield et al	Remote Sensing. Geociências (A2).	Avaliação da viabilidade da integração de dados de refletância multiespectral de Sensoriamento Remoto e informações de altura para melhorar o uso da terra e a classificação da cobertura da terra. Imagem LiDAR e dados multiespectrais coletados pelo National Agriculture Imagery Program (NAIP). Área de estudo no centro urbano de Tucson, Arizona, EUA.	2011
Combining airborne laser scanning data and optical satellite data for classification of alpine vegetation. Combinando dados de varredura a laser aéreo e dados ópticos de satélite para a classificação da vegetação alpina.	Reese et al	International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. Geociências (A2).	Combinação de dados de satélite, derivadas de elevação e métricas de dados de laser. Nove classes de vegetação detalhadas definidas por altura, densidade e composição das espécies, além de neve / gelo, água e rocha nua foram classificadas usando um classificador supervisionado da Random Forest. Imagem SPOT-5. Área de estudo de 25 km × 31 km em Abisko, Suécia.	2014
Evaluation of thematic accuracy of ndbi, ndvi, ndwi compositions. Avaliação da precisão temática de composições de ndbi, ndvi, ndwi.	Moreira Filho e Tavares Junior	RBGeo. Geociências (B5).	Realizaram experimentos usando composições de índices físicos NDVI, NDWI e NDBI, para avaliar a precisão temática do classificador Máxima Verossimilhança (MAXVER) usando exatidão global, índice kappa e teste Z, em entorno da Lagoa Olho D'Água em Jaboatão dos Guararapes-PE. Usaram imagens TM LANDSAT-5, e SPRING para o processamento dos dados.	2016
Comparison of methods of Humidity Index processing in the Irrigated Perimeter Nilo Coelho, Northeast of Brazil. Comparação de métodos de processamento do Índice de Umidade no Perímetro Irrigado Nilo Coelho, Nordeste do Brasil.	Leite et al.	Journal of Hyperspectral Remote Sensing Geociências (B4).	Analisaram e compararam a aplicação de dois métodos (de GAO, 1996 e MCFEETRS, 1996) para o Índice de Diferenças da Água Normalizada (NDWI). O estudo foi desenvolvido na parte territorial do Nilo Coelho Perímetro Irrigado localizado na região Nordeste do Semiárido e abrange os municípios de Casa Nova-BA, Petrolina-PE e Juazeiro-BA, usando imagens de sensor TM-Landsat 5.	2017

Quadro 4 - Resumo do estado da arte

Conclusão

Mapping Urban Land Cover of a Large Area Using Multiple Sensors Multiple Features. Mapeando a cobertura do solo urbano de uma grande área usando vários sensores múltiplos recursos.	Chen et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Integração de dados LiDAR multiespectrais e aéreos para o mapeamento da cobertura do solo de grandes áreas urbanas com diferentes recursos derivados do LiDAR para aprimoramento, incluindo altura, intensidade e recursos de retorno múltiplo. Imagens SPOT-5 e LiDAR. Parte central da cidade de Nanjing, China.	2018
Spatio-temporal analysis of vegetation dynamics as a response to climate variability and drought patterns in the Semiarid Region, Eritrea. Análise espaço-temporal da dinâmica da vegetação como resposta à variabilidade climática e aos padrões de seca na região semiárida, Eritreia.	Measho et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Técnicas geoespaciais e conjuntos de dados foram usados para analisar a dinâmica espaço-temporal da vegetação em resposta ao clima (precipitação e temperatura) e seca na Eritreia de 2000 a 2017. Foi realizada uma análise de tendência baseada em pixel e um coeficiente de correlação de Pearson, calculado entre índices de vegetação (NDVI e EVI) e variáveis climáticas. Além disso, as classificações do índice de condição da vegetação (VCI) e do índice de precipitação padrão (SPI) foram usadas para avaliar os padrões de seca no país. Usou imagem de resolução moderada (MODIS) Terra, com resolução de 250 m do espectro-radiômetro e dados de 16 dias (produtos LPDAAC NASA).	2019
Bidirectional Segmented Detection of Land Use Change Based on Object-Level Multivariate Time Series. Detecção segmentada bidirecional de alterações no uso da terra com base em séries temporais multivariadas em nível de objeto.	Hao et al.	Remote Sensing. Geociências (A2)	O método proposto, com base na segmentação multiresolução de objetos, três dimensões de TS no nível de objeto são construídas usando a mediana dos seguintes índices: NDVI, NDBI e o MNDWI modificada. Então, a detecção segmentada bidirecional (BSD) com detecção para frente e para trás é realizado nos objetos segmentados para identificar os tipos e tempos de mudança no uso da terra. As imagens utilizadas são do Landsat. O estudo aconteceu no distrito de Xinbei, na cidade de Changzhou, China.	2020

Fonte: O autor (2021)

3 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

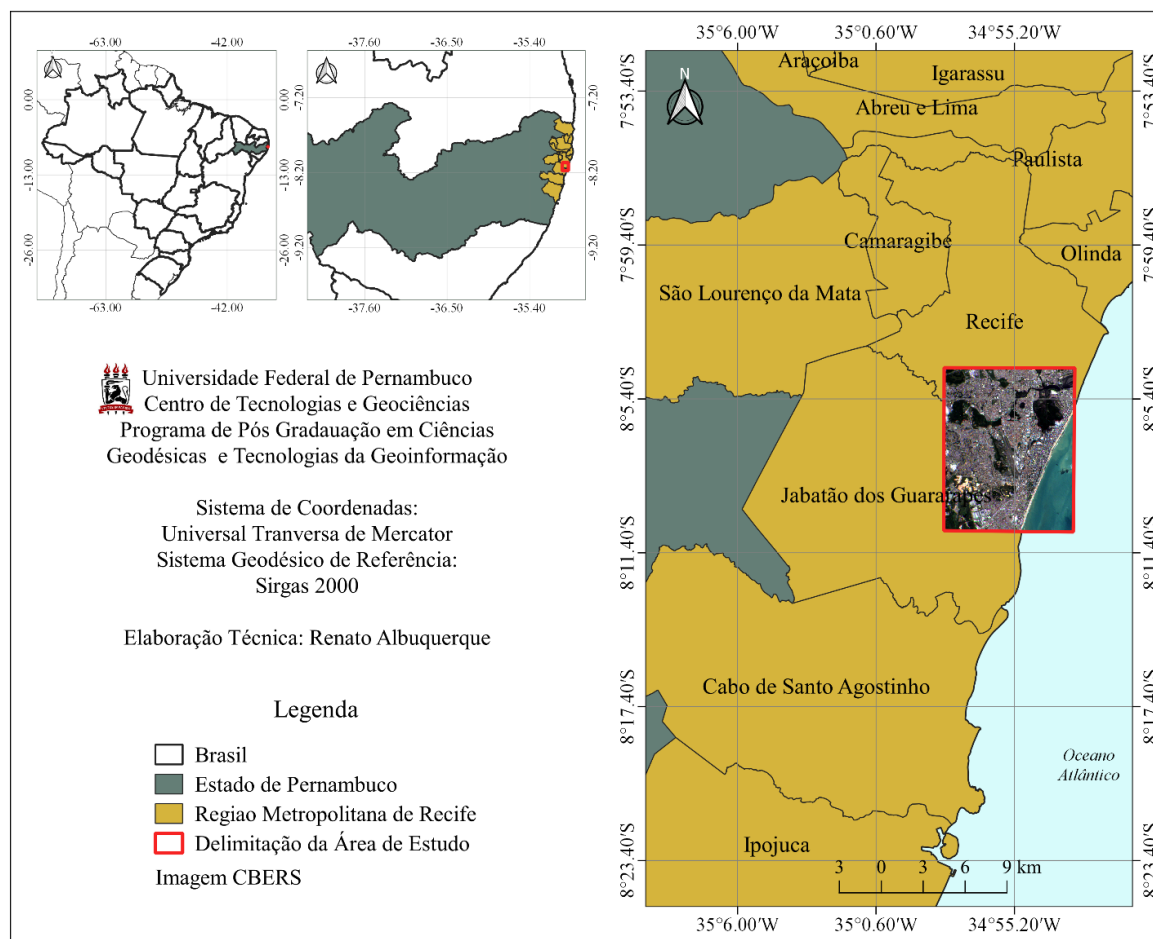
A Região Metropolitana de Recife (RMR) composta por 15 municípios, Abreu e Lima, Araçoiaba, Cabo de Santo Agostinho, Camaragibe, Goiana, Igarassu, Ilha de Itamaracá, Ipojuca, Itapissuma, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Olinda, Paulista, Recife e São Lourenço da Mata, é o núcleo central de uma economia que representa 35% do PIB nordestino, encontra-se fortemente alicerçada no Polo Médico, consolidado e dinâmico, e o Polo Acadêmico-Educacional, além de capital humano, nas mais diversas áreas dos segmentos modernos (PDUI, 2020). O número aproximado do total de pessoas residentes nas regiões de contornos (recorte das áreas de estudo), segundo o censo demográfico de 2010, é de 384.438 mil pessoas (IBGE, 2010).

A área de estudo está inserida na RMR no Estado de Pernambuco, entre os municípios de Jaboatão dos Guararapes e Recife, tendo o Oceano Atlântico ao leste. Possui bacias hidrográficas do rio Tejupió e a bacia do Pina na cidade do Recife. No Sistema Geodésico de Referência (SGR), SIRGAS 2000, zone 25 S, localizada entre as coordenadas de latitude Sul 08°04'13,40" e 08°10'33,27" e entre as coordenadas de longitude Oeste 34°57'43,50" e 34°52'56,10" destacam-se, além da área urbanizada, a Unidade de Conservação da Natureza (UCN) – Mata do Barro, Parque Histórico Nacional dos Guararapes, Parque dos Manguezais, Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes - Gilberto Freyre, Corpos hídricos, regiões de planícies, encostas, topos de morros e escarpas.

A escolha pela área de estudo levou em consideração espaços totalmente urbanizados com diferentes tipos de construções, áreas de vegetações densas, regiões de maiores declividades, corpos hídricos, zonas úmidas de mangues e todas as cenas do satélite CBERS-4 verificadas para obter aquela com menor interferência de nuvens sobre o objeto de estudo (Figura 8). Naturalmente, devido as instabilidades atmosféricas em regiões litorâneas torna-se constante a formação de nuvens, que para alguns casos, esses fatores inviabiliza a análise por Sensoriamento Remoto. Nesse sentido, todas as cenas do satélite CBERS foram verificadas para obter aquela com menor interferência de nuvens sobre o objeto de estudo

A região apresenta clima tropical atlântico de costa oriental, do tipo As', denominado tropical quente e úmido, com período chuvoso de março a agosto e uma estação seca ou de estiagem, que se prolonga de setembro a fevereiro de acordo com a classificação de Köppen. A temperatura média anual é de 25°C, com uma média de precipitação pluviométrica acima de 2000 mm (OLIVEIRA et al., 2014).

Figura 8 – Mapa de localização da área de Estudo



Fonte: O Autor (2021).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção serão apresentados os materiais utilizados e a metodologia empregada na execução da pesquisa.

4.1 MATERIAIS

Os procedimentos matérias desse estudo estão subdivididos em ortofotos e imagens orbitais, modelos digitais de superfície e de terreno, recursos tecnológicos computacionais e hardware.

4.1.1 Ortofotos e Imagens Orbitais

A primeira fonte de dados da pesquisa foram as ortofotos digitais com escala 1:400, ano 2015, que integram o Programa Pernambuco Tridimensional (PE 3D), obtido junto à Secretaria de Desenvolvimento Econômico do Estado de Pernambuco (SDEC-PE). As ortofotos estão referenciados no Sistema de Coordenadas Projetadas UTM SIRGAS 2000, no fuso 25 S e encontram-se no formato *Enhanced Compressed Wavelet Image Format* (ECW), extensão que foi desenvolvida pelo *Earth Resource Mapping*, cuja proprietária atual é a ERDAS, nas composições RGB (8 bits). Possuindo resolução espacial de 8 centímetros ou 0,08 metros, a área de estudo conta com 41 imagens de referência que serviram como orientação para obtenção e tratamento das imagens CBERS-4, além do conjunto de pontos LiDAR necessário para definir latitudes, longitudes, altimetria e declividades entre distâncias de pixels para extração dos parâmetros ambientais.

O segundo grupo de imagens, trata-se de imagens multiespectrais do satélite CBERS-4, sensor MUX e IRS, órbita 146, ponto 109. O CBERS-4 de Regular *Multispectral Camera* (MUX) e *Multispectral and Thermal Imager Camera* (IRS), registraram nos dias 22 de janeiro de 2015 e 29 de agosto de 2019, imagens com mínimas interferências de nuvens. A padronização desse fator na escolha das imagens para as três datas observadas contribui para a qualidade final dos resultados. As imagens possuem formato Geotiff e composição RGB (8 bits), todas no Sistema de Referência de Coordenadas *World Geodetic System* (WGS) 1984. Tem resolução espectral de 4 bandas para o sensor (MUX e IRS) e, resolução espacial de 20 m. No caso do sensor IRS as bandas Pancromática (PAN) e Infravermelho de Ondas Curtas (SWIR) tem resolução espacial de 40 m, e a banda Termal (TH) com 80 m.

4.1.2 Modelos Digitais de Superfícies e de Terreno

A principal aplicação dos modelos digitais de elevação foi a utilização do atributo altimétrico para identificação e caracterização das classes utilizadas na construção do novo índice ambiental. A altura obtida no Modelo Digital de Normalizado – MDSn, produto gerado a partir do processamento do Modelo Digital de Superfície – MDS e do Modelo Digital do Terreno – MDT, que representa a altura dos recursos da superfície acima do solo, foi realizada, principalmente para obtenção dos percentuais da intensidade verticalizada da ocupação urbana e caracterização da classe de declividade. O Modelo Digital de Superfície – MDS, foram geradas a partir de uma Malha Irregular Triangular (TIN) dos pontos de dados LiDAR com o tamanho de pixel de 20 m e está georreferenciado ao Sistema de Coordenadas UTM, fuso 25 sul, Datum horizontal Sirgas 2000. A precisão posicional do MDS será baseada em 300 pontos triangulados.

4.1.3 Recursos Tecnológicos Computacionais e Hardware

Para realização da pesquisa, utilizou-se recursos tecnológicos de hardware pessoais:

- Notebook Acer, processador Intel® Core™ i3-7021U CPU® 2.30GHz, 4,00 GB RAM, DDR4 + HDD 1T, Sistema Operacional 64 bits Windows 10.

Quanto ao conjunto de softwares utilizados:

- Microsoft Office 365 Word, Excel;
- SPRING 5.5.6 e;
- QGIS Desktop 3.4.15.

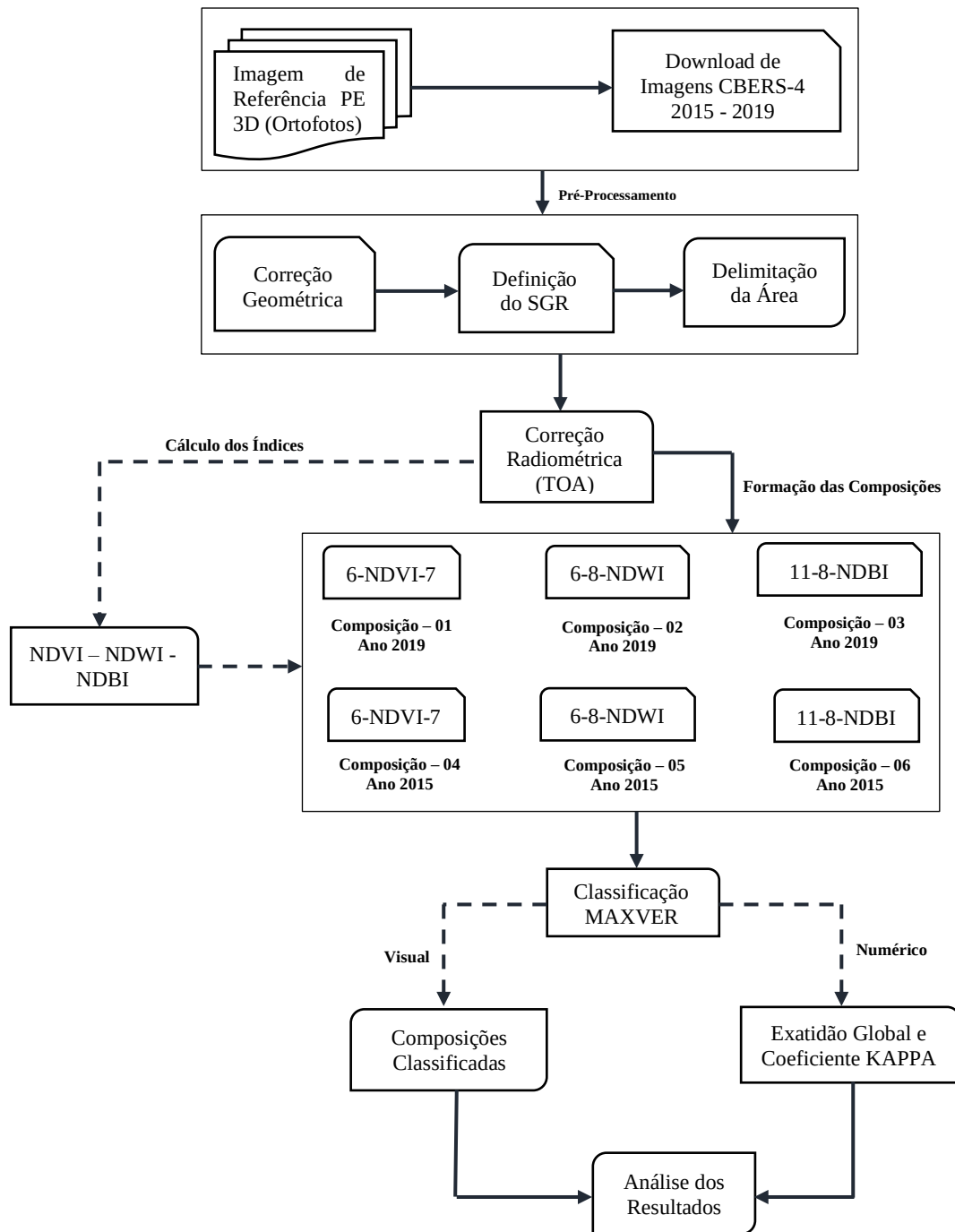
O SPRING é um SIG (Sistema de Informações Geográficas) no estado-da-arte com funções de processamento de imagens, análise espacial, modelagem numérica de terreno e consulta a bancos de dados espaciais. O produto SPRING (Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas) é um banco de dados geográfico, desenvolvido pelo INPE para ambientes UNIX e Windows com objetivo de construir um sistema de informações geográficas para aplicações em Agricultura, Floresta, Gestão Ambiental, Geografia, Geologia, Planejamento Urbano e Regional. Tornar amplamente acessível para a comunidade brasileira um SIG de rápido aprendizado. Fornece um ambiente unificado de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto para aplicações urbanas e ambientais. Mecanismo de difusão do conhecimento desenvolvido pelo INPE e seus parceiros, sob forma de novos algoritmos e metodologias (SPRING, 2003).

O Quantum GIS ou QGIS é um software livre de código aberto, multiplataforma de Sistema de Informação Geográfica (SIG), sendo um projeto oficial da Open Source Geospatial Foundation (OSGeo). Funciona em Linux, Unix, Mac OSX, Windows e Android e suporta formatos vetoriais, rasters, bases de dados e funcionalidades. O projeto QGIS oferece aplicativos para diferentes usos, propósitos de teste e aprendizagem com um conjunto de amostras disponíveis contendo coleções de dados de diferentes fontes e em diferentes formatos (QGIS, 2020). Sua versão mais recente pode ser obtida no endereço eletrônico <https://www.QGIS.org/pt_BR/site/forusers/download.html> de forma livre e gratuita.

4.2 MÉTODOS

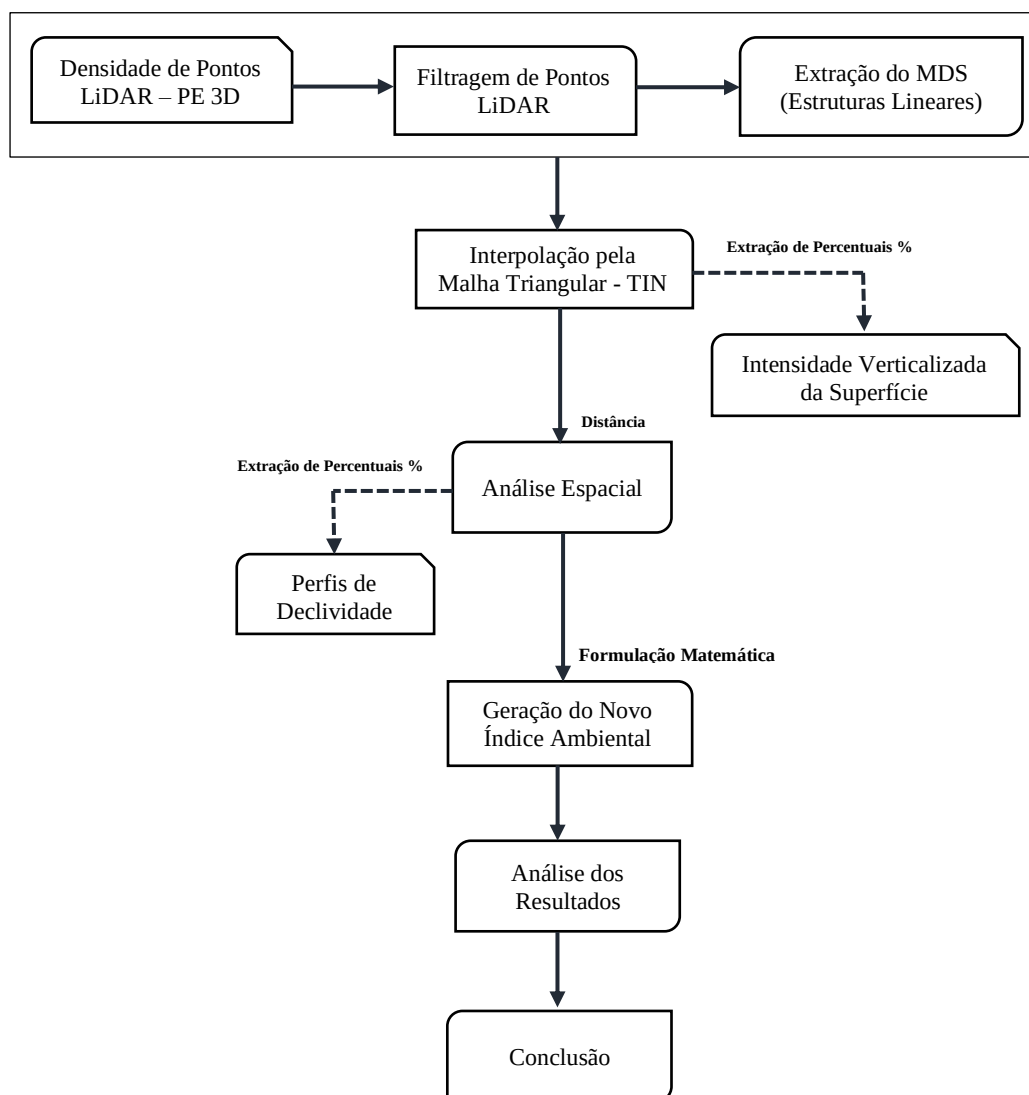
Os procedimentos metodológicos estão divididos em duas partes. A primeira parte (figura 9) é dedicada a obtenção, tratamento, processamento e geração de índices físicos, que está dividido em oito etapas: 1) Seleção de Imagens de referência da área de estudo; 2) Download de Imagens CBERS-4; 3) Correção geométrica, definição do SRG e extração dos limites da região de estudo; 4) Correção Radiométrica; 5) Cálculo dos Índices NDVI, NDWI e NDBI; 6) Formação das Composições espectrais; 7) Classificação *Maximum Likelihood* (MAXVER), Global Accuracy (EG) e Acurácia pelo coeficiente KAPPA e; 8) Análise dos resultados. A segunda parte (figura 10) é dedicado ao tratamento, processamento e geração do novo índice ambiental, sendo dividido em dez etapas: 1) Obtenção da nuvem de pontos LiDAR; 2) Filtragem dos pontos; 3) Extração do MDS; 4) Interpolação pela malha triangular-TIN; 5) Intensidade verticalizada da superfície em percentual; 6) Análise espacial (distância); 7) Perfis de declividade; 8) Geração do novo índice ambiental; 9) Análise dos resultados e; 10) Conclusão.

Figura 9 – Esquematização da primeira parte do trabalho



Fonte: O Autor (2020).

Figura 10 – Esquematisação da segunda parte do trabalho



Fonte: O Autor (2020).

4.2.1 Definição dos Parâmetros Ambientais

Gupta et al. (2012), para avaliar a distribuição e qualidade da cobertura vegetal urbana, propuseram um índice denominado de *Urban Neighborhood Green Index* (UNGI), definiram classes a serem consideradas: vegetação (árvores, gramados) e edificações (altura, densidade). Em seguida estabeleceram uma escala simples de valor para quatro parâmetros (porcentagem de verde, proximidade do verde, densidade de edificações e altura das estruturas). Usando de uma metodologia baseada em *Analytic Hierarchy Process* (AHP) determinaram ponderações entre os parâmetros e criaram o índice.

Coutinho Filho (2015), usando dados LIDAR (ALS) para o aprimoramento de uma metodologia embasada na obra de Gupta et al. (2012), de avaliação da qualidade ambiental, propuseram um Índice Ponderado de Áreas Verdes (IPAV) estruturado em quatro parâmetros

(proporção de vegetação, proximidade da vegetação, proporção de áreas impermeáveis e altura das edificações) que incorporam atributos da cobertura vegetal com características estruturais das áreas urbanas.

Estudos de Pedro Miyazaki (2014) e Gonçalves (2017), para planejamento urbano e ambiental das cidades, sugeriram utilizar de alguns parâmetros ambientais importantes para compor um plano diretor municipal de uma cidade. Na obra de Albuquerque (2017), definiu-se uma estrutura de sistema de indicadores socioambientais e criação de um novo índice, levando em consideração as dimensões, temas, indicadores, índices e pesos.

Portanto, com base nas obras acima citadas, foram definidos e estruturados os parâmetros ambientais para integração de dados LiDAR em imagens multifontes com resposta (espacial, espectral e radiométrica), observada no quadro 4.

Quadro 4 - Estruturação dos parâmetros ambientais

Dimensões	Temas	Parâmetros
Ambiental	Vegetação	Densidade da Vegetação
	Vegetação e Lâmina D'Água	Áreas Úmidas
	Corpos Hídricos	Áreas Ocupada por Espelho D'Água
	Uso e Ocupação do Solo	Proporção de Áreas Impermeáveis
		Solo Exposto
		Intensidade Verticalizada da Superfície (altimetria)
	Topografia do Terreno	Intensidades de Declividade

Fonte: Adaptado de Coutinho Filho (2015), Gonçalves (2017) e Albuquerque (2017).

4.2.2 Classificador Máximo Verossimilhança e Coeficiente Kappa

Conforme Demarchi et al. (2011), o método mais comum de classificação supervisionada de imagens, do tipo *pixel-pixel*, para achar regiões homogêneas é o da máxima verossimilhança (MAXVER). Na classificação MaxVer cada pixel é destinado à classe que tem a mais alta probabilidade, ou seja, máxima verossimilhança. Isso significa, que um conjunto de probabilidades são computadas, levando em consideração um pixel na posição “x” do espaço multiespectral pertencer a cada classe disponível ($p(x|w_i)$). Segundo Richard e Jia (2006), a classificação de um ponto x é realizada de acordo com:

$$x \in w_i \text{ se } p\left(\frac{x}{w_i}\right)p(w_i) > p\left(\frac{x}{w_j}\right)p(w_j)$$

A probabilidade $p(x/\omega_i)$ dá a possibilidade de x pertencer à classe ω_i e $p(\omega_i)$ a probabilidade de a classe ocorrer na imagem, que é conhecida das áreas de treinamento. Para n classes de treinamento selecionadas, tantas serão $p(x/\omega_i)$.

Para a classificação das imagens utilizou-se da técnica de classificação supervisionada *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP) do QGIS, no qual, se baseia na identificação de diferentes classes que apresente comportamentos espectrais diferenciados. É um treinamento de classificação que o analista determina com base em áreas de classes conhecida e a partir destes pixels são extraídas determinadas características que serão usados para a classificação dos demais pixel (SPRING, 2008).

O método avaliado para a acurácia das classificações temáticas foi o Índice Kappa (K) que varia de 0 (concordância nula) a 1 (concordância perfeita) e a Exatidão Global (EG). Rosenfield e Fitzpatrick-Lins (1986), recomenda o uso do coeficiente Kappa (K), pois utiliza todas as células da matriz de erro, e não apenas os elementos da diagonal, equação 5. Segundo Simões (2001), o coeficiente Kappa pode ser calculado por:

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (5)$$

P_0 , é a soma da diagonal da matriz confusão dividido pelo número total de pontos de validação “pixels” e P_e , é o somatório ($\sum p_{i+} + p_{+i}$, sendo p_{i+} e p_{+i}) proporções marginais da linha i e da coluna i , respectivamente das probabilidades feita pelo o observador (evento A) e a aleatória (evento B).

A Exatidão Global (EG) relaciona os elementos da diagonal principal com o total de pontos amostrados (CHUVIECCO, 1995). É computada dividindo-se o número total de pontos corretamente classificados (soma dos elementos ao longo da diagonal principal) da matriz de confusão pelo número total de pontos de validação em uma escala que varia de 0 a 100%, sendo expresso pela equação 6.

$$EG = \frac{\sum_{xii}}{\sum \sum_{xii}} * 100 \quad (6)$$

EG, exatidão global; $\sum_{xii}$, elementos da diagonal; $\sum \sum_{xii}$, soma dos elementos.

O índice Kappa, segundo Congalton e Green (1999) se diferencia da exatidão global por incorporar os elementos fora da diagonal principal. Os critérios utilizados na avaliação da classificação temática com base no índice Kappa é observado na tabela 2.

Tabela 2 - Qualidade da classificação com base no índice kappa

Índice Kappa	Qualidade do Mapa Temático
< 0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito Boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Congalton & Green (1999).

4.2.3 Aquisição, Tratamento e Processamento das Imagens

A seleção de imagens de referência, usando operações aritméticas e polinomiais de softwares específicos (QGIS), permitem, sobrepor uma mesma cena que aparece em duas ou mais imagens (imagens de bandas diferentes ou imagens de datas diferentes), de tal forma que os pontos correspondentes nessas imagens coincidam espacialmente com os pontos da imagem de referência. Nesse sentido, a partir das ortoimagens do PE 3D com correção geométrica e coordenadas projetadas no Sistema de Referência de Coordenadas, SIRGAS 2000, UTM zone 25 S, as imagens CBERS-4 foram selecionadas, corrigidas, reprojetadas e processadas.

Para acesso e realização de download das imagens gratuitas do CBERS-4 foi necessário fazer um cadastro no site do INPE (<http://www.dgi.inpe.br/>).

As imagens CBERS-4 foram corrigidas geometricamente (georreferenciadas) por meio da interpretação visual com o auxílio do *Google Earth* e reprojetadas, antes no Datum: SRC WGS 1984 para o SRC UTM SIRGAS 2000 zone 25 Sul (sistema oficial do Brasil). Conforme Meneses et al. (2012), georreferenciar uma imagem é tornar suas coordenadas conhecidas num dado sistema de referência, processo que se inicia com a obtenção de coordenadas em um sistema de projeção (coordenadas de mapa E-W ou latitude e longitude) e as equivalentes coordenadas espaciais de pontos da imagem a ser corrigida. O georreferenciamento tem desta forma a finalidade de inserir nas imagens um sistema de projeção de coordenadas.

O limite da área de estudo foi redefinido (recorte do limite das áreas de interesse) para áreas específicas, tais como: espaços urbanizados, vegetação com maiores densidades, solos expostos, áreas úmidas (manguezais), encostas (declividade), topos de morros e escarpas, com o objetivo de atender os parâmetros ambientais definidos no quadro 5.

Os índices espectrais físicos NDVI, NDWI e NDBI foram gerados e em seguida definidas as composições coloridas, permitindo, localizar, identificar e qualificar de forma visual e numérica os alvos de interesse presentes na superfície terrestre, usando os dados digitais de reflectâncias espectrais da radiação eletromagnética dos sensores imageadores a bordo do satélite CBERS-4.

Por fim, a classificação de uso e ocupação do solo foi feita pelo método paramétrico de classificação supervisionada Máximo Verossimilhança (MAXVER). Em seguida, o coeficiente Kappa e Exatidão Global (EG) foram utilizados para verificar a acurácia dos resultados.

4.2.4 Calibração Radiométrica e Cálculo dos Índices Espectrais

Todo sensor transforma o valor da intensidade do fluxo de radiação eletromagnética incidente sobre o detector em voltagem, que, por sua vez é transformada em potência (radiância). A relação entre essa potência e o ND, conforme Ponzoni et al. (2015) é dado pela equação 7.

$$L_0(\lambda) = a_0(\lambda) + a_1(\lambda) * ND(\lambda) \quad (7)$$

Onde: $L_0(\lambda)$ é a radiância efetivamente medida pelo sensor em uma determinada faixa espectral λ ; $a_0(\lambda)$ e $a_1(\lambda)$, parâmetros de calibração, também na faixa espectral λ e; $ND(\lambda)$, número digital na faixa espectral λ .

A calibração radiométrica para os parâmetros $a_0(\lambda)$ e $a_1(\lambda)$, pode ser entendido como os procedimentos de conversão dos números digitais presentes em uma imagem em valores de radiância. A radiação efetiva pode também ser denominada de radiância aparente, porque inclui a interferência de outros fatores que não aqueles oriundos das características físico-químicas do objeto em estudo (PONZONI et al., 2015). As imagens orbitais geralmente representam apenas números digitais adimensionais em formato matricial, assim, a Calibração Radiométrica tem como objetivo principal converter os números digitais das imagens em radiância, reflectância ou temperatura.

Nessa pesquisa os índices espectrais foram calculados pela reflectância no topo da atmosfera (do inglês, *Top of Atmosphere Reflectance* - ToA Reflectance).

$$\rho_\lambda = \frac{\pi * L_\lambda}{E_\lambda \cdot \cos(z) \cdot d} \quad (8)$$

$$L_\lambda = Gain_\lambda * (DN) + Offset_\lambda \quad (9)$$

As equações 8 e 9 podem ser reescritas da seguinte forma:

$$\rho\lambda = \frac{\pi \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{ND_{max}} \right) (ND) + L_{min}}{E\lambda \cdot \cos(z) \cdot d} \quad (10)$$

$$L_{\lambda} = \frac{L_{max} - L_{min}}{ND_{max}} * (DN) + L_{min} \quad (11)$$

As equações 6 e 7 representam o cálculo da Reflectância ($\rho\lambda$) [$W / (m^2 * sr * \mu m)$] para cada banda espectral. A expressão, π representa a constante matemática, L_{λ} a radiância espectral [$W / (m^2 * sr * \mu m)$], " d " representa a distância sequencial do ano Sol-Terra em unidades astronômicas [UA], $\cos(z)$ corresponde ao ângulo zenital solar [rad] e DN o nível digital do pixel de cada imagem. $E\lambda$, representa a irradiância solar exoatmosférica média no topo da atmosfera [$W / (m^2 * \mu m)$].

Para efeitos de calibração os detectores de cada banda possuem valores específicos de ganhos e offset, no qual, um número digital de certo valor numa dada banda representa um valor de radiância que não é, fisicamente, o mesmo valor de radiância para o número em outra banda (MENESES, 2012). De acordo com Ponzoni et al. (2015) o $Gain(\lambda)$ se refere a um valor de ganho normalmente ajustado para impedir que o valor medido sature positivamente quando observa objetos claros e negativamente quando observa objetos escuros, e $Offset(\lambda)$ se refere a uma quantidade em valores ND suficiente para compensar a chamada corrente escura do sensor, ou seja, compensar a resposta do sensor mesmo não recebendo qualquer quantidade de radiação incidente. No caso dos sensores orbitais, os valores de $Gain(\lambda)$ e $Offset(\lambda)$ nem sempre são atualizados, ficando restrito aqueles determinados antes do lançamento do satélite, dificultando a determinação de valores precisos de radiância aparente por parte da comunidade de usuários.

A equação (8), de acordo com Bastiaanssen et al. (1995), representa o cálculo da reflectância monocromática de cada banda ($\rho\lambda$), que pode ser definida como a razão entre o fluxo da radiação solar refletida e o fluxo de radiação solar incidente. O dia " d " é o quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol e a distância Terra-Sol em um dia sequencial do ano (DSA) que, de acordo com (Iqbal, 1983 *apud* Galvêncio et al., 2010), é dada por:

$$d = 1 + 0,033 * \cos \left(DSA * 2 * \frac{\pi}{365} \right) \quad (12)$$

A *Top of Atmosphere Reflectance* (TOA) da banda onze (B11), foram obtidas através do *Solar Radiation and Climate Experiment* (SORCE), no conjunto de dados *Total Solar*

Irradiance SORCE - *Daily average* (LISIRD, 2020). A banda (B11) do CBERS-4, refere ao intervalo espectral (2,08 - 2,35 μm) do *Short Wave Infrared* (SWIR), necessário para o cálculo do NDBI. A média do ângulo de elevação solar $\cos(z)$, das bandas espectrais devem ser utilizadas para o cálculo da reflectância.

Para as imagens do CBERS-4, os parâmetros radiométricos estão ilustrados no quadro 5. Tais parâmetros foram utilizadas de acordo com a calibração radiométrica encontrada no documento de (Chandler, 2007; Ponzoni, & Epiphanyo, 2012). A distância sequencial do ano Sol-Terra e o ângulo zenital solar são variáveis em função do tempo, que mudam de acordo com a data de obtenção de cada imagem. O ângulo de elevação solar, podem ser identificados nos metadados ao fazer o download das imagens.

Quadro 5 – Principais características dos sensores de imagem CBERS-4

Câmera Multiespectral Regular (MUX) CBERS-4 Data da aquisição das imagens: 22/10/2015						
Bandas	$\Delta\lambda$: Intervalo espectral (μm)	<i>L</i> MIN: Rad. Mín. (W/m2.sr. μm)	<i>L</i> MAX: Rad. Máx. W/m2.sr. μm	<i>E</i> : Irradiância solar estratosférica média (TOA) (W/m ² . Mm)	<i>Z</i> : Ângulo de elevação solar	Órbita- ponto:
B05	0,45 a 0,52	35,3	344,4	1958	71.7894	146/109
B06	0,52 a 0,59	25,7	361,8	1852	71.7891	
B07	0,63 a 0,69	12,9	352,3	1559	71.7887	
B08	0,77 a 0,89	8,9	275,0	1091	71.7884	
B11	2,08 a 2,35	1,8	18,5	1361,461	71.7905	
Câmera Multiespectral Regular (MUX) CBERS-4 Data da aquisição das imagens: 29/08/2019						
Bandas	$\Delta\lambda$: Intervalo espectral (μm)	<i>L</i> MIN: Rad. Mín. (W/m2.sr. μm)	<i>L</i> MAX: Rad. Máx. W/m2.sr. μm	<i>E</i> : Irradiância solar estratosférica média (TOA) (W/m ² . Mm)	<i>Z</i> : Ângulo de elevação solar	Órbita- ponto:
B05	0,45 a 0,52	35,3	344,4	1958	56.6327	146/109
B06	0,52 a 0,59	25,7	361,8	1852	56.6392	
B07	0,63 a 0,69	12,9	352,3	1559	56.6456	
B08	0,77 a 0,89	8,9	275,0	1091	56.6521	
B11	2,08 a 2,35	1,8	18,5	1360,6505	56.6388	

Fonte: Adaptado de Ponzoni e Epiphanyo (2012) e Pinto (2016).

Onde, $\Delta\lambda$ é o intervalo espectral (μm) para cada banda. *L*MIN e *L*MAX é a radiância espectral [W / (m² * sr * μm)]. *E*, representa a irradiância solar estratosférica média no topo da atmosfera [W / (m² * μm)], e *Z* corresponde ao ângulo zenital solar [rad].

Os índices espectrais do CBERS-4, foram calculados após a realização da calibração radiométrica para cada banda, podendo ser observada na tabela 3.

Tabela 3 – Cálculo dos Índices espectrais do CBERS-4

CBERS-4	
MUX	$NDVI = \frac{\rho\text{Banda}8 - \rho\text{Banda}7}{\rho\text{Banda}8 + \rho\text{Banda}7}$
MUX	$NDWI = \frac{\rho\text{Banda}6 - \rho\text{Banda}8}{\rho\text{Banda}6 + \rho\text{Banda}8}$
MUX e IRS	$NDBI = \frac{\rho\text{Banda}11 - \rho\text{Banda}8}{\rho\text{Banda}11 + \rho\text{Banda}8}$

Fonte: Adaptado do INPE (2018).

B11 é a banda do infravermelho médio (IR) do sensor IRS, satélite CBERS-4.

4.2.5 Tratamento, Processamento e Geração do Novo Índice Ambiental

A partir da densidade e filtragem dos pontos LiDAR, necessários para eliminar uma série de ruídos que conforme Coutinho Filho (2015), são capitados pelo perfilamento a laser (veículos, bancos, tendas temporárias, bancas de jornais e etc.), é criado o Modelo Digital de Superfície (MDS). Os dados shapefile do (MDS) foram obtidos junto a Secretaria de Desenvolvimento Econômico do Estado de Pernambuco (SDEC-PE, 2020).

Uma nova área de estudo foi definida, levando em considerações as disponibilidades de dados do MDS pela SDEC-PE, elevações altimétricas do terreno, tempo de processamento e análise dos resultados.

Nessa fase, definiu-se a quantidade de 2794 estruturas lineares vetoriais para gerar a interpolação pela malha irregular triangular – TIN. No processo de interpolação pela caixa de ferramenta de processamento -TIN do QGIS, a resolução espacial do pixel das Ortoimagens do PE 3D que é de 0,08m x 0,08m foi definido para 20m x 20m, no qual corresponde a resolução espacial da imagem CBERS-4.

Na ferramenta do QGIS (análise, declive, declividade expressa em porcentagem ao invés de graus) foram extraídas as declividades expressas em porcentagem da imagem interpolada pela Malha Irregular Triangular 20m x 20m do MDS para analisar as Intensidades Verticalizadas da Superfície. Em seguida, pela ferramenta (raster, extrair, contornos) foram geradas curvas de níveis (CN) de 10 metros para analisar as elevações. Criou-se o perfil A-B e C-D (camada, criar nova camada, nova camada shapefile, geometria, linha) e a extração dos pontos de intersecção entre a (CN) e a linha do perfil (vetor, intersecções de linha). As distâncias de um ponto e outro foram obtidas pela ferramenta (medir), para a criação dos perfis de declividade.

Para avaliar regiões de maior ou menor declividade, é feita a análise espacial, pelo método da distância, exemplificado na figura 11. A partir de dois pontos (A-B), cria-se uma linha ligando um ponto a outro, a interseção entre a linha e as curvas de níveis com suas coordenadas, distâncias e elevações conhecidas é possível obter as taxas de declividades de uma seção.

A fórmula matemática é dada pela equação 13.

$$\delta = \left[\frac{\Delta h}{\Delta H} \right] * 100 \quad (13)$$

Onde: δ é a declividade, Δh é a diferença de elevação A-B (equidistância vertical), ΔH distancia horizontal entre o ponto A-B. Para cada seção, entre as curvas de níveis, a declividade é conhecida pelo cálculo entre a distância e a elevação de um ponto e outro. Por exemplo, se a seção analisada for de 100 metros e a declividade apresentar percentual de 20%, significa que a cada 100 metros percorrido a taxa de declividade é de 20 metros.

Figura 11 – Exemplificação da análise espacial pelo método distância



Fonte: Adaptado de SPRING (2021).

Para a criação do Novo Índice Ambiental, utilizamos dos índices NDVI e NDBI ano 2015 e 2019. A banda onze (B11) do CBERS-4 que corresponde ao comprimento de ondas (infravermelho de ondas curtas – SWIR) possui resolução espacial de 40 metros e as demais bandas 20 metros de resolução. Nesse sentido, foi necessário fazer a reamostragem dos pixels das imagens de 40 metros para 20 metros, padronizando a resolução espacial do índice NDBI com o índice NDVI.

A fórmula matemática para geração do novo índice ambiental é baseada nos índices físicos NDVI, NDWI e NDBI, pelo critério tentativa e erro de intervalo entre -1 a +1. Por exemplo, no NDVI (equação 14), qualquer valor (n) dentro do intervalo e que atenda às necessidades de integração em escala linear, logarítmica ou exponencial pode ser reescrita da seguinte forma:

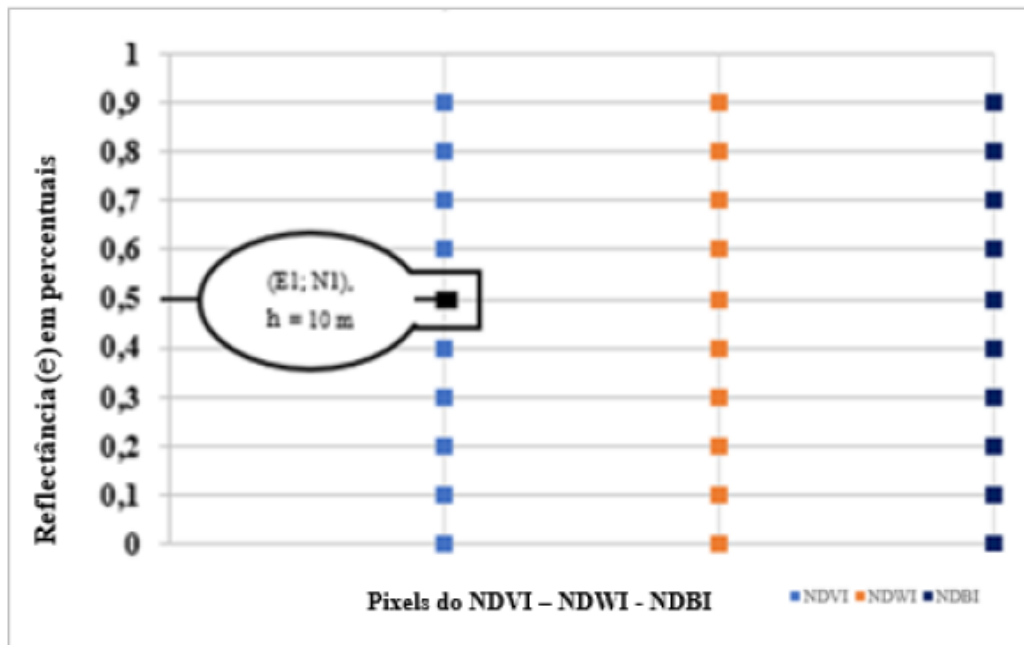
$$NDVIAM = (n) \pm \left[\frac{\rho\text{Banda}8 - \rho\text{Banda}7}{\rho\text{Banda}8 + \rho\text{Banda}7} \right] \quad (14)$$

Onde: NDVIAM novo índice ambiental.

Supondo que um pixel do índice físico NDVI (gráfico 1), possua 50% de reflectância, com coordenadas planimétricas (N1; E1) e elevação (h) de 10 metros. Nesse caso associa o

pixel, a reflectância, a altitude. Então, 50% de reflectância é observado para aquele pixel que possui 10 metros de altitude. Compreende-se quanto maior for a altitude e suas declividades, menos acessível será a região do processo de ocupação urbana, assim, o pixel ganha cor escura (valor do índice alto), afirmando que os pixels com aquela tonalidade indicam um índice ambiental ruim.

Gráfico 1 – Exemplificação da Integração de dados LiDAR com Índices Físicos de Imagens Multiespectrais do CBERS-4



Fonte: O Autor (2021).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A área limite de estudo, apresentado na figura 12 e com imagens do CBERS-4, possui 40,63 km² e se destacam por apresentar regiões de vegetação, espaços com diferentes intensidades de ocupação urbana, solos expostos, áreas de mangues e áreas com declividade acentuadas.

Os recortes da área de estudo, polígonos de tom amarelo na figura 12, foram definidos por levar em consideração as disponibilidades de dados do MDS pela SDEC-PE, elevações altimétricas do terreno, tempo de processamento e análise dos resultados. Na região de contorno 01, encontra-se a Unidade de Conservação da Natureza (UCN) – Mata do Barro, espaços totalmente urbanizados com diferentes tipos de construções e zonas úmidas de mangues. O contorno 02, apresenta o Parque Histórico Nacional dos Guararapes, regiões de escarpas, pedreiras, maiores declividades, topos de morros, vegetação densa e construções urbanas. No contorno 03, além da área urbanizada, o Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes - Gilberto Freyre, regiões com maiores declividades, topos de morros, encostas, corpos hídricos, zonas úmidas de mangues, estirâncios (faixa de areia da praia exposta pela baixa maré) e bermas. No contorno 04, a presença de corpos hídricos, estirâncios (faixa de areia da praia exposta pela baixa maré) e bermas. O contorno 05, encontra-se o Parque dos Manguezais, zona úmidas de mangues, corpos hídricos e áreas construídas.

Conforme o plano diretor do Município do Recife, Lei complementar nº 2, de 23 de abril de 2021, são Zona de Ambiente Natural (ZAN) as Unidade de Conservação da Natureza (UCN) – Mata do Barro e Parque dos Manguezais. As ZAN, tem como objetivo garantir padrões sustentáveis de ocupação, preservar e potencializar seu sistema hídrico-ambiental e suas conexões. Assim, as ZAN tem como diretrizes, conservar os remanescentes de mata atlântica e seus ecossistemas associados, valorizar e revitalizar os sistemas hídricos suas nascentes e corpos hídricos, recuperação de áreas degradadas conforme a realidade de cada área, promover ações de educação ambiental, intensificar o controle urbano a fim de coibir as ações não planejadas e/ou incompatíveis com o uso sustentável do território, proteger as espécies vegetais e animais e conservar os recifes costeiros e seus ecossistemas associados. No plano diretor do Município de Jaboatão dos Guararapes, Lei complementar nº 2, de 2008, o Parque Histórico Nacional dos Guararapes é contemplado pela Zona Especial de Proteção do Patrimônio Histórico-cultural (ZHC), tem como objetivo proteger áreas e bens que encerram valores culturais reconhecido, tangíveis e intangíveis, assegurando a qualidade ambiental das áreas próximas e a proteção rigorosa do bem de valor histórico e cultural.

Algumas das diretrizes das ZHC, é a promoção e exploração econômica do patrimônio cultural com elaboração e implantação de planos específicos de aproveitamento sustentável das zonas especiais de proteção do patrimônio histórico e cultural, promoção de ações de educação patrimonial esclarecendo à comunidade local, aos proprietários e possuidores de bens de valor cultural sobre a importância destes elementos para a formação da identidade e potencialidade de desenvolvimento da economia do município.

A problemática ambiental e os parâmetros abordados neste trabalho estão diretamente ligados a atividades antrópicas e que são intensificadas de forma significativa em regiões com maior densidade populacional. Assim, o número aproximado do total de pessoas residentes nas regiões de contornos, segundo o censo demográfico de 2010, é de 384.438 mil pessoas (IBGE, 2010). O quadro 6 foi adaptado do censo demográfico 2010, resultado do universo por setor censitários de 2011, e apresenta cinco regiões de contorno, número de pessoas residentes e o município de abrangência. O somatório da quantidade de pessoas de um setor censitários foram extrapolados quando as linhas das regiões de contornos o limitavam.

Quadro 6 - Número aproximado de Pessoas Residentes por região

Regiões	Pessoas Residentes	Município de Abrangência
01	118.878	Recife
02	192.477	Jaboatão dos Guararapes e Recife
03	52.904	Recife
04	18.788	Jaboatão dos Guararapes e Recife
05	1.391	Jaboatão dos Guararapes

Fonte: Adaptado do IBGE (2011).

A escala máxima para as imagens do CBERS-4 é 1:100000.

Figura 12 – Limites das regiões de estudo, imagem CBERS-4



Fonte: O Autor (2021).

A figura 13 para o período (22-01-2015) mostra as imagens em composição colorida RGB para os índices NDVI, NDWI e NDBI. As composições foram obtidas após a calibração radiométrica de todas as bandas, calculados pela *Top of Atmosphere Reflectance* (TOA). Na mistura espectral linear das bandas, são analisadas todas as possíveis combinações RGB e definidas pelo operador as composições que melhor destacam a separação entre os alvos de interesse.

A técnica de classificação supervisionada, *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP) do QGIS, permite identificar diferentes classes que apresenta comportamentos espectrais diferenciados (figura 14). Nessa pesquisa, foram definidas seis classes a saber: “Vegetação”, “Corpos Hídricos”, “Áreas Úmidas (mangues)”, “Solo Exposto”, “Urbano (áreas construídas)” e “Outros (são pixels unclassified)”, ou seja, o software não reconhecer e não insere esses pixels em uma das classes, pelo método MAXVER.

A classe “Corpos Hídricos”, abrange complexo estuarino dos rios Capibaribe, Jordão, Pina e Tejipió, faixa de praias e as marés do oceano atlântico, além de alguns lagos ou lagoas. Para as “Áreas Úmidas”, a classificação buscou por regiões que apresentassem indícios de mangues. Na classe, “Solo Exposto”, são as regiões com ausência de cobertura vegetal, escarpas, pedreiras, estirâncios (faixa de areia da praia exposta pela baixa maré) e bermas. No

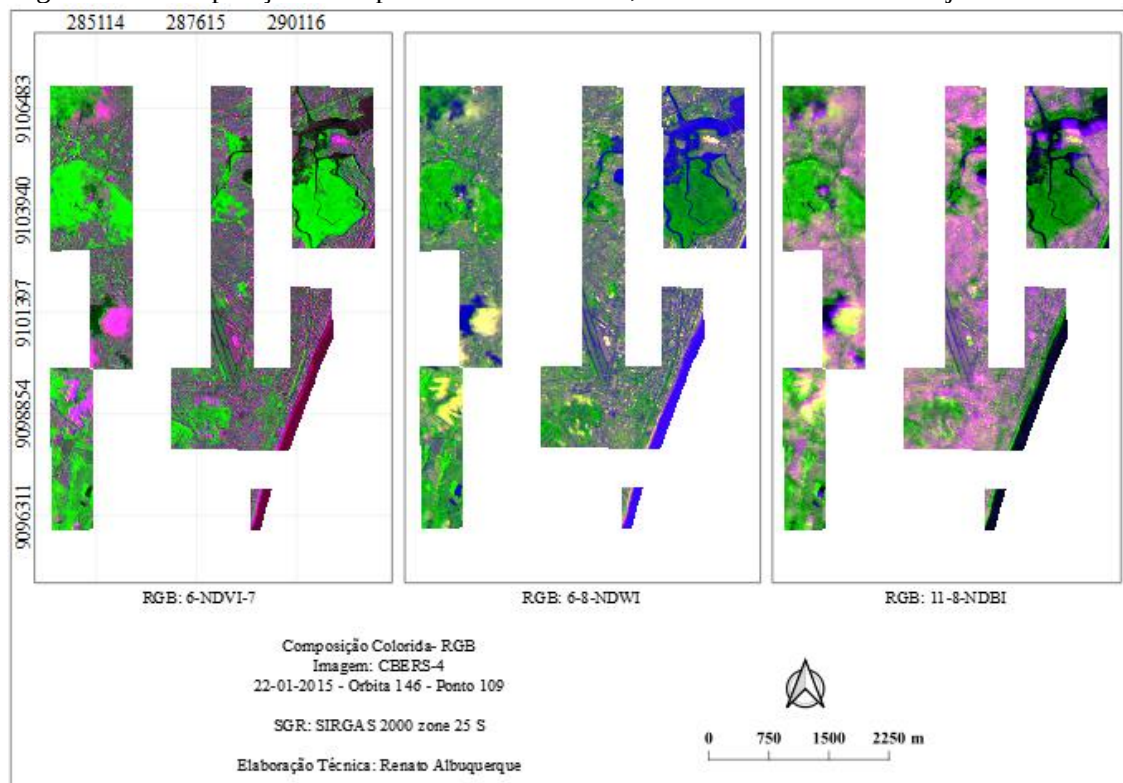
“Urbano”, buscou-se por todas as áreas impermeáveis, como calçamentos, aglomerados com a presença de muito concreto e processo de construção urbana dos mais variados seguimentos.

A acurácia da classificação supervisionada pelo coeficiente Kappa apontou (Boa Qualidade), conforme observado na tabela 2. O índice de Exatidão Global (EG) para as imagens de períodos (22-01-2015 e 29-08-2019) indicou 100% de separabilidade dos alvos na classificação. Estes resultados estão em conformidade com os encontrados no trabalho de Moreira Filho e Tavares Junior (2016).

Na figura 13 (22-01-2015), a imagem em composição 6-NDVI-7, apresentou destaque para a “Vegetação”. O “Solo Exposto” se confundiu com nuvens, coberturas de ginásios de esportes, de shoppings e aeroporto. Esses alvos refletem energia que se assemelham de intensidades e são captadas pelo sensor. Os níveis de energia refletida, emitida ou retro espalhada que deixa a superfície do alvo apresenta diferenças de intensidade que são detectadas e registradas pelo sensor (NOVO, 2008). No índice NDWI, a imagem 6-8-NDWI destacou-se os “Corpos Hídricos” e a “Vegetação”. No NDBI, a imagem 11-8-NDBI separou com melhor destaque as “Áreas Urbanas”.

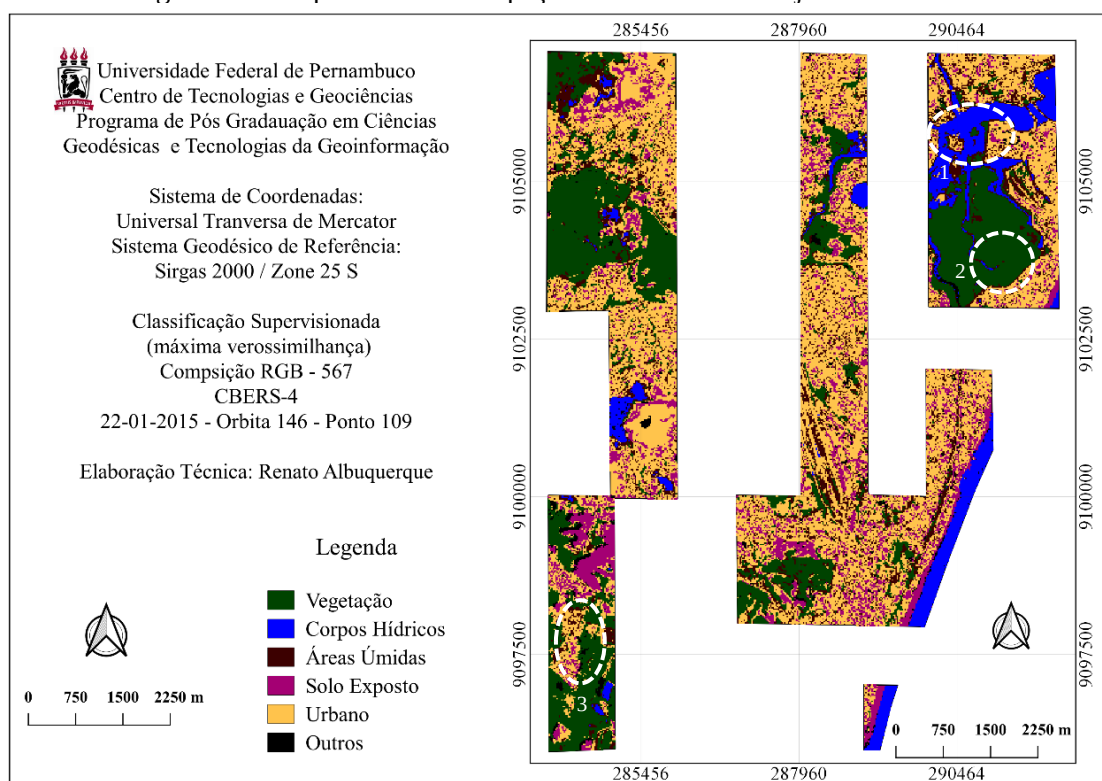
As áreas de uso e ocupação do solo apresentadas na tabela 4, indica as maiores áreas para a classe “Urbano” 41,359% e “Vegetação 24,497%. A menor área é observada para a “Corpos Hídricos” 7,336% e “Outros” 2,444%. O classificador MAXVER associou as sombras, provocadas por nuvens e pelas intensidades verticalizadas das construções na classe “Corpos Hídricos”, devido a diferença de intensidade de energia e às características espectrais desses alvos se assemelharem ente se, o que aumenta o percentual total de sua área.

Figura 13 – Composição RGB para os índices NDVI, NDWI e NDBI em 22 de janeiro de 2015



Fonte: o Autor (2021).

Figura 14 – Mapa de Uso e Ocupação do Solo em 22 de janeiro de 2015



Fonte: o Autor (2021).

Tabela 4 - Áreas das Classes de Uso e Ocupação do Solo, CBERS-4, em 22.01.2015

Classes	Área (Km ²)	%
Vegetação	9,953	24,497
Corpos Hídricos	2,981	7,336
Áreas Úmidas	5,073	12,485
Solo Exposto	4,826	11,878
Urbano	16,804	41,359
Outros	0,993	2,444
Total	40,63	100

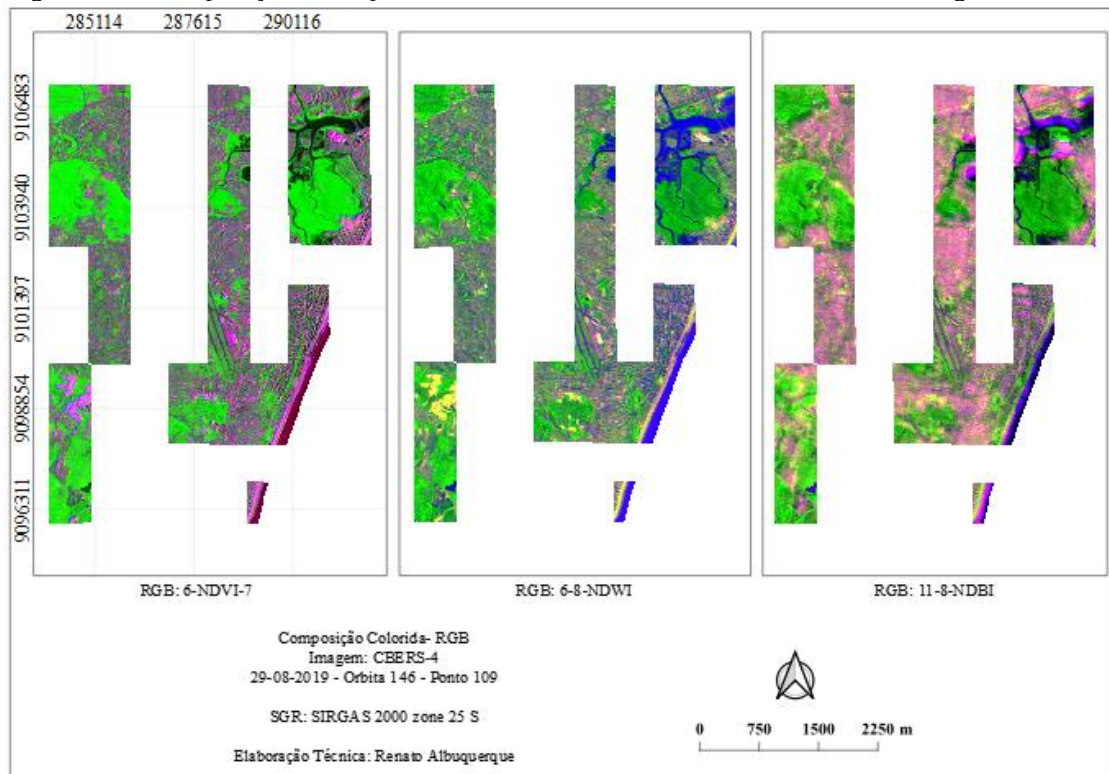
Fonte: o Autor (2021).

Na figura 15 para o período (29-08-2019) a imagem 6-NDVI-7 destacou-se as áreas de vegetações, isso se deve ao fato de que os valores mais altos de pixels são observados em regiões que tenham algum tipo de cobertura vegetal. Conforme Rouse et al. (1973), os valores de NDVI são praticamente altos com valores de substratos mais escuros variando no intervalo de -1 a +1. Identificou-se nessa composição, destaque para o solo exposto (solo sem cobertura vegetal, escarpas, bancos de areia, linha de costa), apesar de se confundir com os alvos de coberturas de ginásios de esportes, de shoppings e aeroporto. No índice NDWI, a imagem 6-8-NDWI destacou a vegetação e corpos hídricos, que possuem os dois valores mais altos de pixels. Estabelecido por GAO (1996), o NDWI tem a finalidade de detectar águas superficiais em ambientes de zonas úmidas e permitir a medição da extensão da água superficial. Para o NDBI, a imagem 11-8-NDBI separou com melhor destaque, áreas urbanas e a vegetação dos demais alvos. O resultado é uma imagem que contém pixels de áreas construídas e estéreis que apresentem valores mais elevados, todas as demais classes de cobertura da superfície terrestre apresenta valores menores, variando entre -1 e +1 (JENSEN, 2009; FENG et al., 2019 & YANG et al., 2020).

A acurácia da classificação supervisionada (figura 16) pelo coeficiente Kappa apontou (Boa Qualidade).

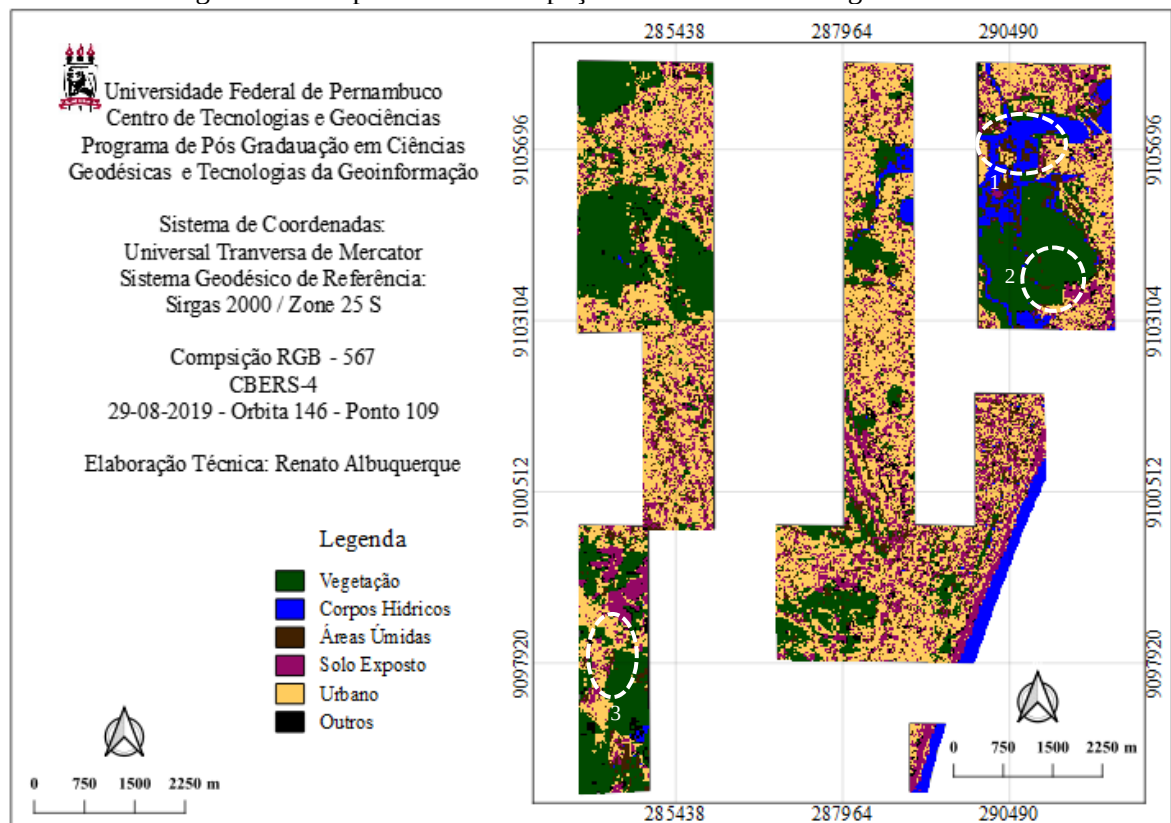
As áreas de uso e ocupação do solo estão apresentadas na tabela 5. A classe “Urbano” com 42,759% e “Vegetação 26,761% detém as maiores áreas. Os maiores percentuais se justificam pôr a região de estudo apresentar forte presença de espaços urbanos e de áreas de proteção ambiental, como o Parque dos Manguezais. A menor área ficou com a classe “Solo Exposto” 14,630% e “Outros” 1,285%.

Figura 15 – Composição RGB para os índices NDVI, NDWI e NDBI em 28 de agosto de 2019



Fonte: o Autor (2021).

Figura 16 – Mapa de Uso e Ocupação do Solo em 28 de agosto de 2019



Fonte: o Autor (2021).

Tabela 5 - Áreas das Classes de Uso e Ocupação do Solo, CBERS-4, em 29.08.2019

Classes	Área (Km ²)	%
Vegetação	10,873	26,761
Corpos Hídricos	2,367	5,826
Áreas Úmidas	3,551	8,740
Solo Exposto	5,944	14,630
Urbano	17,373	42,759
Outros	0,522	1,285
Total	40,63	100

Fonte: o Autor (2021).

5.1 ANÁLISE DOS MAPAS DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

Para garantir o fiel resultado e a consistência dos dados, foram realizados 8 testes e 50 amostras para cada classe e os coeficientes Kappa e EG analisados para o classificador MAXVER.

Portanto, observa-se na tabela 6, aumento de área de cobertura vegetal em 2,264% e redução do percentual de áreas dos corpos hídricos em 1,510%, para estas variações deve-se levar em consideração os efeitos das marés, a época chuvosa do ano e a presença de nuvens.

Para a imagem adquirida em (22-01-2015), encontra-se fora do período chuvoso (período seco vai de setembro a fevereiro), possível influência das marés e com interferências de poucas nuvens. A imagem do período (29-08-2019) é observado, fim do período chuvoso (período chuvoso vai de março a agosto), possivelmente não está sobre efeito das marés e sem interferência de nuvens.

Os percentuais de áreas úmidas (mangues) apresentam redução em 3,745% para a imagem (29-08-2019). Essas áreas, mesmo protegidas por legislações ambientais e pertencentes a reservas ecológicas, como por exemplo, o Parque dos Manguezais, difícil acesso e sob fortes efeitos das marés, vem sofrendo intensificada ação do homem, em especial pelo acelerado processo de expansão urbana.

Por fim, aumento dos percentuais de solo exposto com 2,752% e os percentuais de áreas urbanas com crescimento de 1,400%, justificados pelo forte avanço de construções urbanas, com por exemplo, shoppings, loteamentos, ruas, casas, avenidas, estacionamentos, que acaba provocando nessas áreas, total impermeabilidade do solo.

Tabela 6 – Comparação das Classes de Uso e Ocupação do Solo

Classes	Período 22.01.2015		Período 29.08.2019		Diferença %
	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	
Vegetação	9,953	24,497	10,873	26,761	2,264
Corpos Hídricos	2,981	7,336	2,367	5,826	1,510
Áreas Úmidas	5,073	12,485	3,551	8,740	3,745
Solo Exposto	4,826	11,878	5,944	14,630	2,752
Urbano	16,804	41,359	17,373	42,759	1,400
Outros	0,993	2,444	0,522	1,285	1,159
Total	40,63	100	40,63	100	-

Fonte: o Autor (2021).

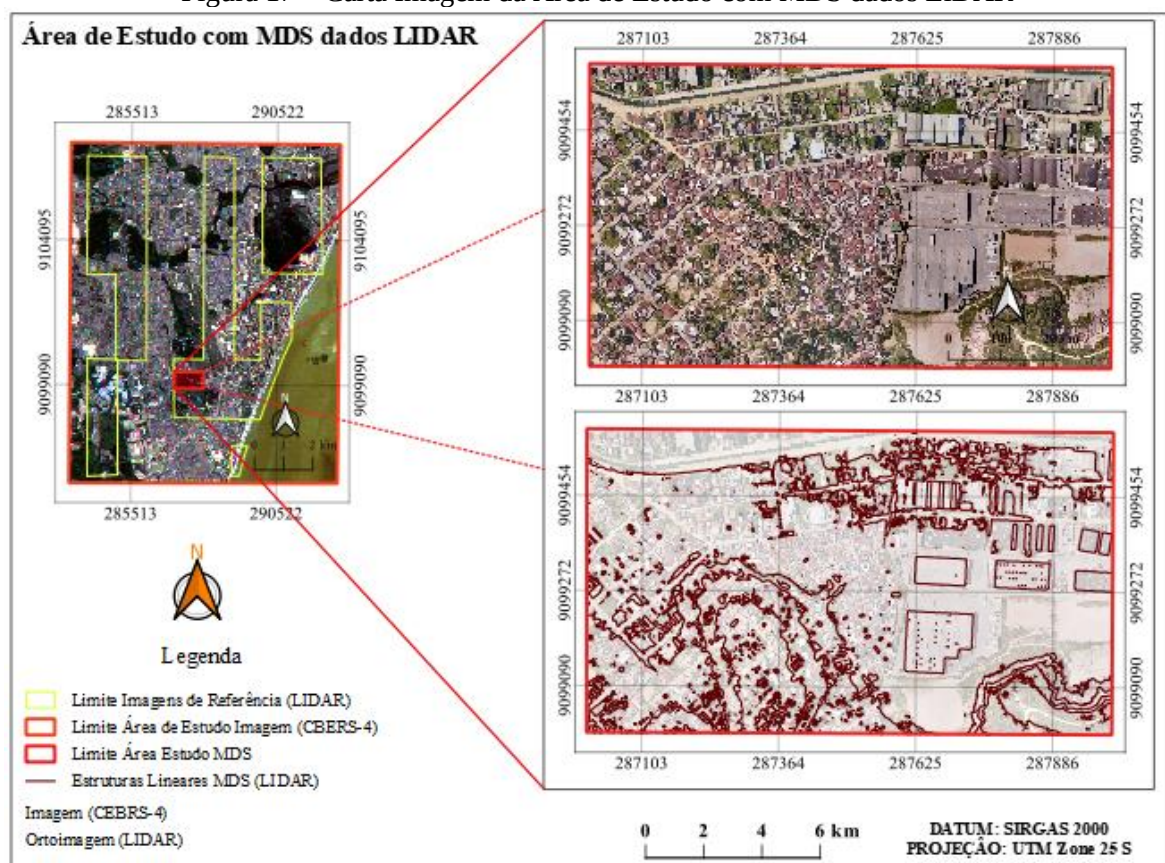
Os destaques (1, 2 e 3), em comparação com a figura 14 e 16, são observados de forma visual e indica avanço de ocupação do espaço urbano em áreas que deveriam ser preservadas ambientalmente, conforme o plano diretor da cidade do Recife e de Jaboatão dos Guararapes. Esses ecossistemas se destacam por apresentarem riquezas de diversidade de suas faunas e floras com a presença de mangues, florestas de mata atlântica, rios, lagos ou lagoas naturais, regiões de maior declividades e topos de morro que abriga inúmeras espécies de animais e plantas.

5.2 ANÁLISE DA ÁREA DE ESTUDO E DO NOVO ÍNDICE AMBINETAL

A nova área de estudo (figura 17) possui 0,586 km², e foi definida considerando a disponibilidade de dados do Modelo Digital de Superfície - MDS pela Secretaria de Desenvolvimento Econômico – SDEC/PE, elevações altimétricas do terreno, tempo de processamento e análise dos resultados para integração de parâmetros ambientais em imagens multifontes e o desenvolvimento do novo índice ambiental.

A escala máxima para as Ortoimagens e dados LiDAR é 1:400.

Figura 17 – Carta Imagem da Área de Estudo com MDS dados LiDAR



Fonte: o Autor (2021).

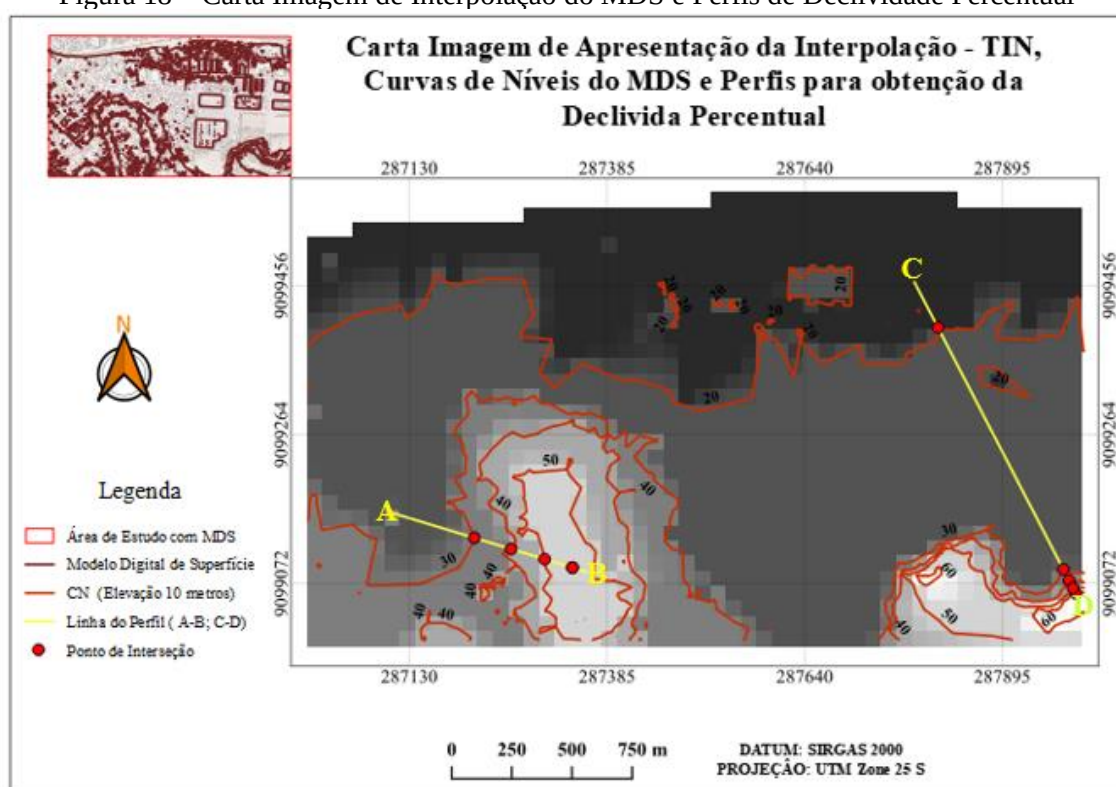
Na interpolação espacial, que consiste no processo de utilização de pontos com valores conhecidos para estimar os valores de outros desconhecidos, utilizamos a interpolação pelo método TIN. Esse algoritmo, também chamado de *Triangulação Delaunay*, conforme Mitas & Mitasova (1999), cria uma superfície formada por triângulos (rede de triângulos conectadas) a partir de pontos vizinhos mais próximos, não sobrepostos e mais compactos possíveis. Pelo método da interpolação TIN as superfícies não são suaves e podem apresentar uma aparência denteada. Isso é causado por inclinações ou declives descontínuos nas bordas do triângulo e pontos amostrais (QGIS, 2020).

Na extração das Curvas de Níveis – CN, foram analisadas CN de 1m, 5m e 10m. As CNs de 10m de elevação, melhor representaram os limites altimétricos de superfície na imagem interpolada do MDS. A elevação altimétrica das CNs, observado na figura 18, apresenta valores de 10m, 20m, 30m, 40m, 50 e 60m por se tratar de uma região litorânea, próximo a referência altimétrica de valor zero, que no caso, é o nível médio dos mares prolongados nos continentes.

A criação dos perfis (A-B e C-D) permite compreender o perfil de superfície da área de estudo dessa pesquisa e identificar a taxa de declividade de uma seção pela análise espacial (distância), observados no gráfico 2 e gráfico 3.

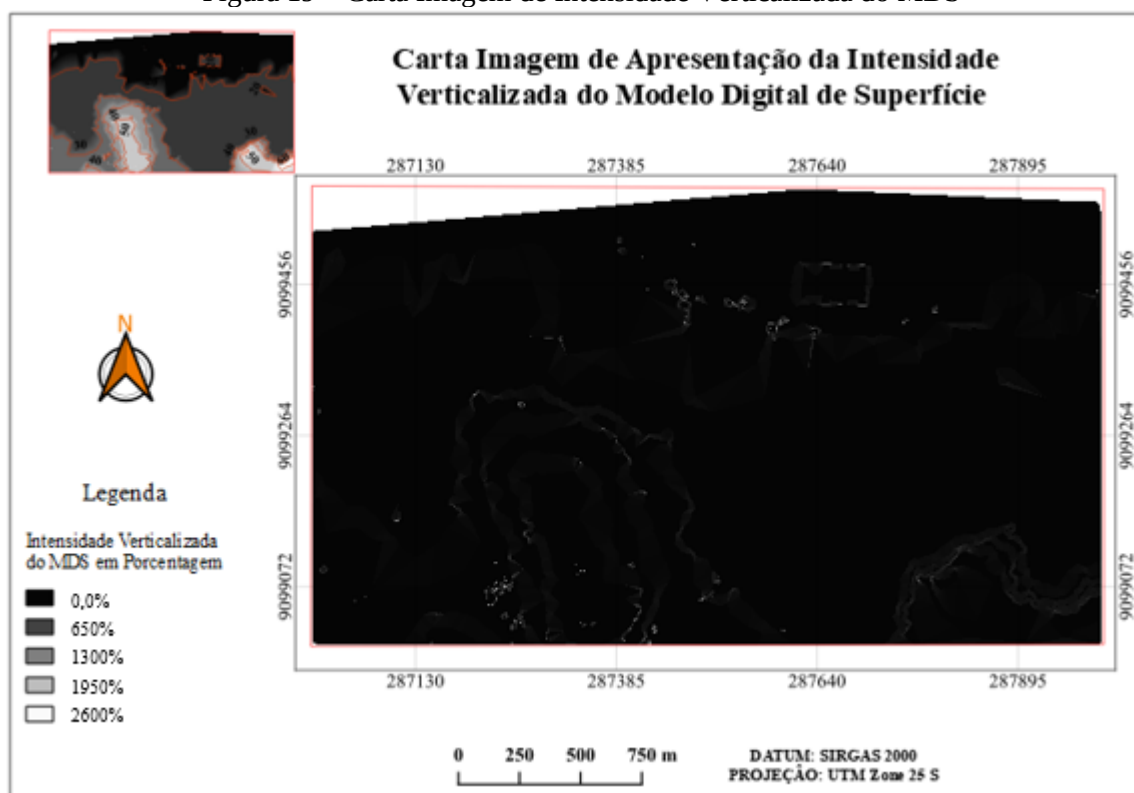
A intensidade verticalizada do modelo digital de superfície, na figura 19, indica a intensidade verticalizada das edificações, altura da vegetação e a declividade altimétrica. Os pixels com 2600% de intensidade são observados para regiões que contém grande porte de vegetação, cujo altura pode chegar a 30m e edificações que possuem as maiores alturas. Conforme o percentual de intensidade das estruturas verticalizadas de construções e de vegetações se aproximam de pixels com 0%, são observados as menores alturas e baixa declividade. Os pixels com 0% de intensidade verticalizada é o Modelo Digital do Terreno – MDT.

Figura 18 – Carta Imagem de Interpolação do MDS e Perfis de Declividade Percentual



Fonte: o Autor (2021).

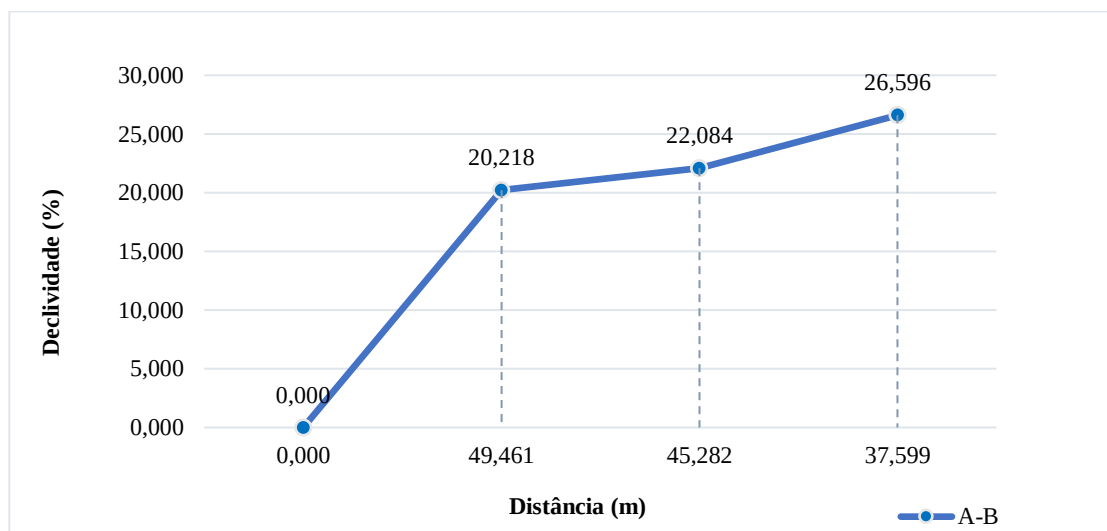
Figura 19 – Carta Imagem de Intensidade Verticalizada do MDS



Fonte: o Autor (2021).

O perfil de declividade (A-B), possuem 4 pontos de interseção entre as CNs de 30m, 40m, 50m e 60m com coordenadas planimétricas (E N) conhecidas e a distância entre um ponto e outro calculados, tabela 7. No gráfico 2, para uma distância de 49,461 metros a taxa de declividade da seção é de 20,218%, ou seja, ao percorrer essa distância, obteve-se 20,218 metros de elevação. A declividade para os próximos pontos, 22,084% distância 45,282 metros e 26,596% distância 37,599 metros, indica aumento da declividade e redução das distâncias, ou seja, a declividade tende a aumentar quando as distâncias diminuem. Nessas regiões, é observado aglomerados de comunidades com difícil acesso para o uso ocupação do espaço urbano.

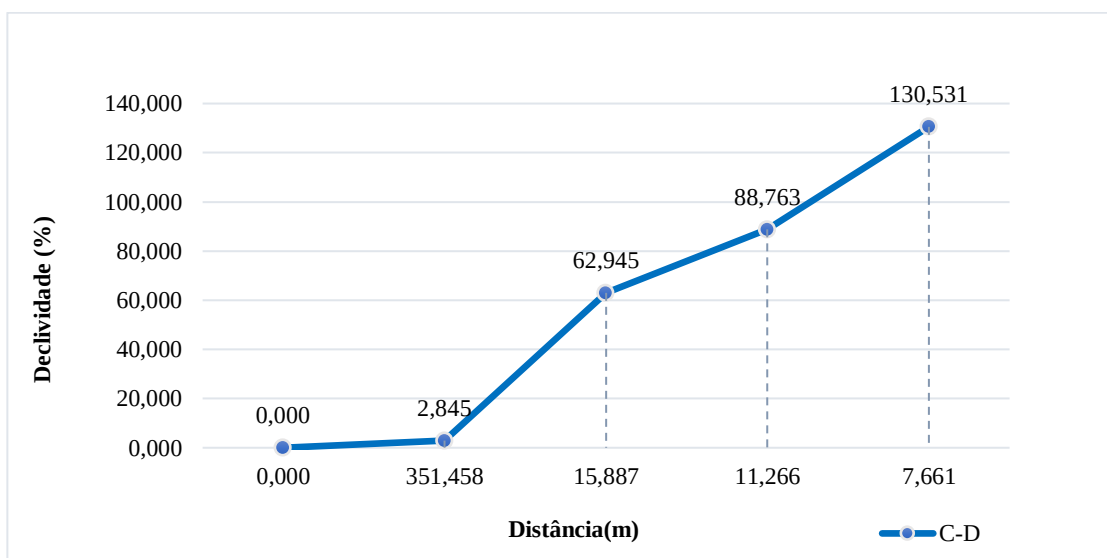
Gráfico 2 – Perfil de Declividade (A-B)



Fonte: o Autor (2021).

O perfil de declividade (C-D), Gráfico 3, possuem 5 pontos de interseção entre as CNs de 20m, 30m, 40m, 50m e 60m. Para uma distância de 351,458 metros a taxa de declividade da seção é de apenas 2,845%, ou seja, ao percorrer essa distância, obteve-se 2,845 metros de elevação. As distâncias diminuem e a declividade aumenta consideravelmente, chegando a 130,531% para uma distância de 7,661 metros. Nesse perfil, é observado proximidade das CNs, declividades acentuadas acima de 100%, difícil acesso para o uso e ocupação do espaço urbano e regiões passíveis de proteção ambiental, conforme o Novo Código Florestal Lei Federal Nº 12.651/2012, Art. 4º, inciso V.

Gráfico 3 – Perfil de Declividade (C-D)



Fonte: o Autor (2021).

Tabela 7 - Estrutura dos Perfis de Declividade (A-B e C-D)

Perfil	ID_Ponto	E (m)	N (m)	Elevação	Distância	δ %
A-B	1	287214,170	9099131,237	30	0,000	0,000
	2	287261,505	9099116,892	40	49,461	20,218
	3	287304,841	9099103,760	50	45,282	22,084
	4	287340,824	9099092,855	60	37,599	26,596
C-D	6	287812,296	9099402,584	20	0,000	0,000
	7	287974,159	9099090,618	30	351,458	2,845
	8	287981,476	9099076,516	40	15,887	62,945
	9	287986,664	9099066,516	50	11,266	88,763
	10	287990,192	9099059,716	60	7,661	130,531

Fonte: o Autor (2021).

A integração de dados LiDAR 3D em imagens multiespectrais orbitais CBERS-4, escalas máximas 1:400 e 1:100000 respectivamente e usando fatiamento por altitudes com o índice físico NDVI são apresentados nas figuras 20 e 21. As CNs que contém os dados altimétricos são sobrepostas na imagem CBERS-4 que contém dados planimétricos. Assim, as fórmulas matemática para geração do novo índice ambiental, baseada nos índices físicos NDVI e NDBI, pelo critério tentativa e erro de intervalo entre -1 a +1 que atendeu às necessidades de integração foi o valor zero (0), em escala logarítmica base 10, pela equação 15 e 16.

$$NDVIAM = (0) \pm \log_{10} \left[\frac{\rho_{Banda8} - \rho_{Banda7}}{\rho_{Banda8} + \rho_{Banda7}} \right] \quad (15)$$

Onde: NDVIAM novo índice ambiental.

$$NDBIAM = (0) \pm \log_{10} \left[\frac{\rho_{Banda11} - \rho_{Banda8}}{\rho_{Banda11} + \rho_{Banda8}} \right] \quad (16)$$

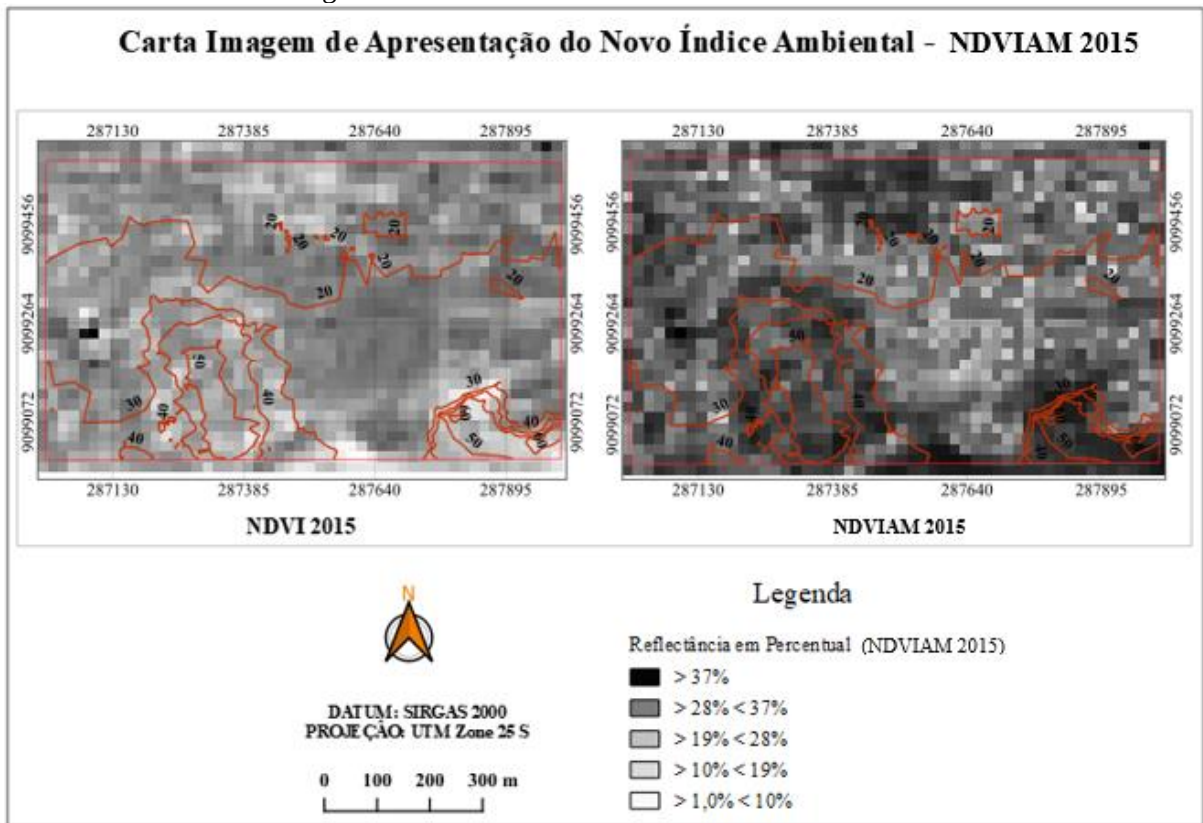
Onde: NDBIAM novo índice ambiental.

A criação do valor NDVIAM pela escala logarítmica $\log_{10}$, todos os pixels da imagem (NDVI 2015 e NDVI 2019) que contém os índices de vegetação, são transformados em pixels com valores de reflectância em percentual variando em intervalo de 9%. Os pixels com reflectância $> 37\%$, $> 28\% < 37\%$ e CNs de elevação 60m, 50m, 40m e 30m indicam um índice ambiental ruim, valor do índice alto. Nessas regiões, com base no NDVI, é observado as maiores declividades superficiais, forte presença de áreas arborizadas e menor acessibilidade ao processo de ocupação urbana. Os novos índices ambientais passam a ser

definidos como, NDVIAM 2015 e NDVIAM 2019, referente as imagens adquiridas no período (29-08-2019) e (22-01-2015)

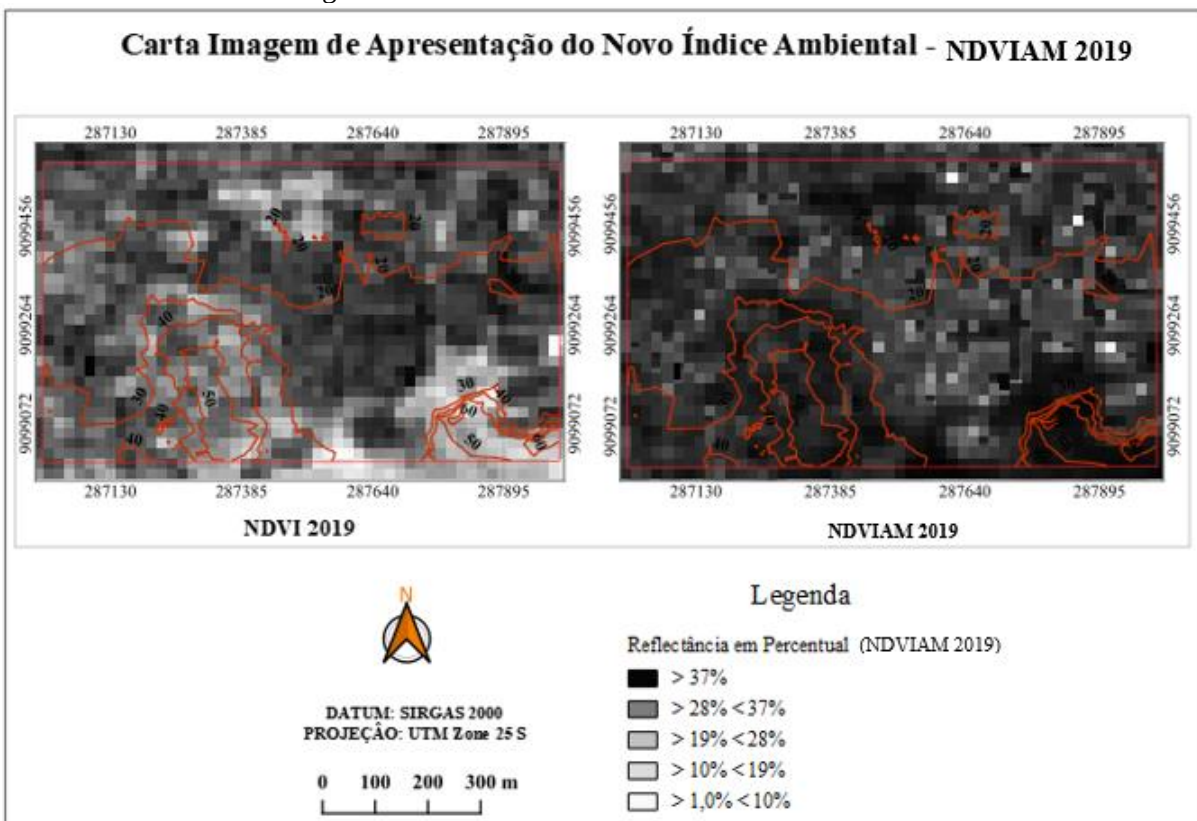
A desvantagem encontrada na criação do novo índice ambiental, pela escala logarítmica $\log_{10}$, é devido aos pixels com valores negativos na origem do NDVI, NDWI e NDBI, ao ser transformados pela equação 14, não assumirem valores (sem valor ou sem informações) de dados. Nesse sentido, observado a ausência de corpos hídricos na área de estudo e que, todos os seus pixels assumiram valores negativos, não foi possível a criação do novo índice ambiental para o índice físico NDWI, nessa pesquisa.

Figura 20 – Novo Índice Ambiental NDVIAM 2015



Fonte: o Autor (2021).

Figura 21 – Novo Índice Ambiental NDVIAM 2019

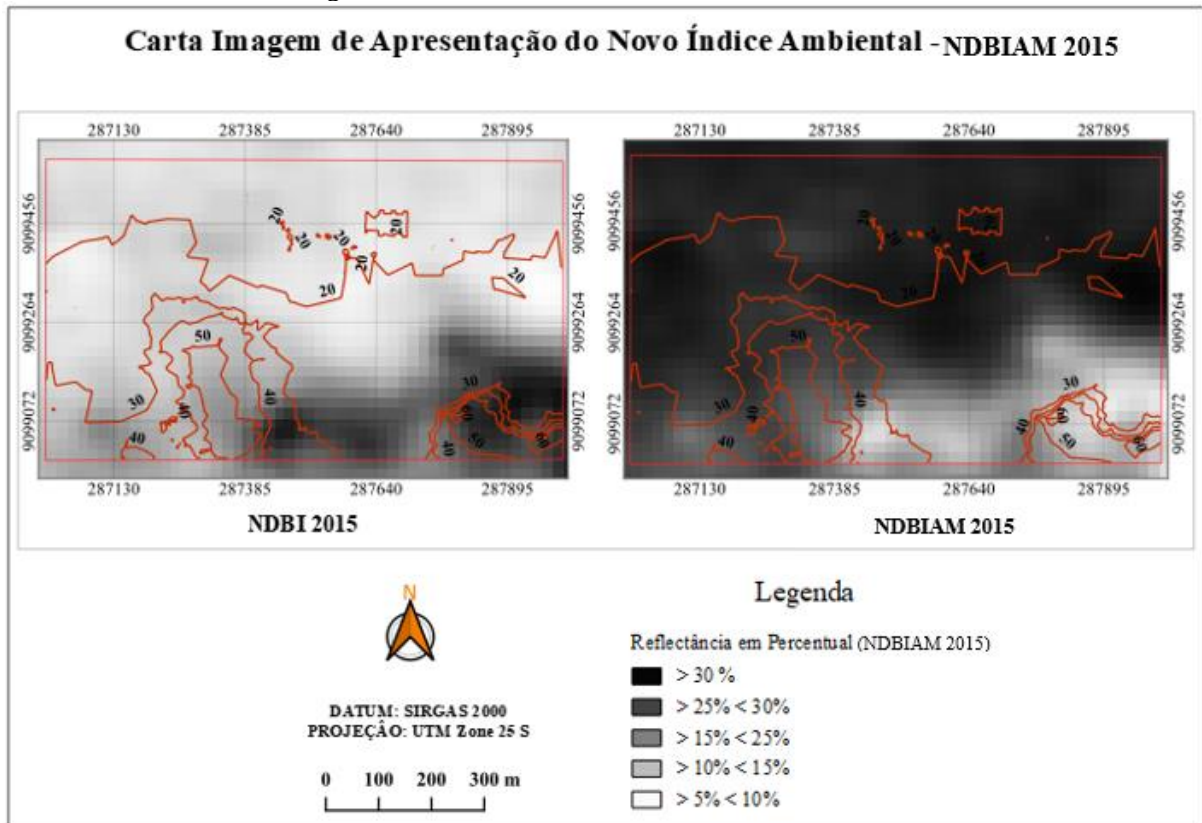


Fonte: o Autor (2021).

Na criação do valor NDBIAM, todos os pixels do (NDBI 2015 e NDBI 2019) apresentam informações e valores de dados completos. A ocorrência de pixels com valores negativos pode prejudicar a análise e criação do novo índice ambiental na área de estudo, devido a fórmula matemática na equação 14 não assumir valores negativos. No entanto, para essa pesquisa, não identificamos alterações significativas que pudesse comprometer a análise dos resultados para os novos índices ambientais.

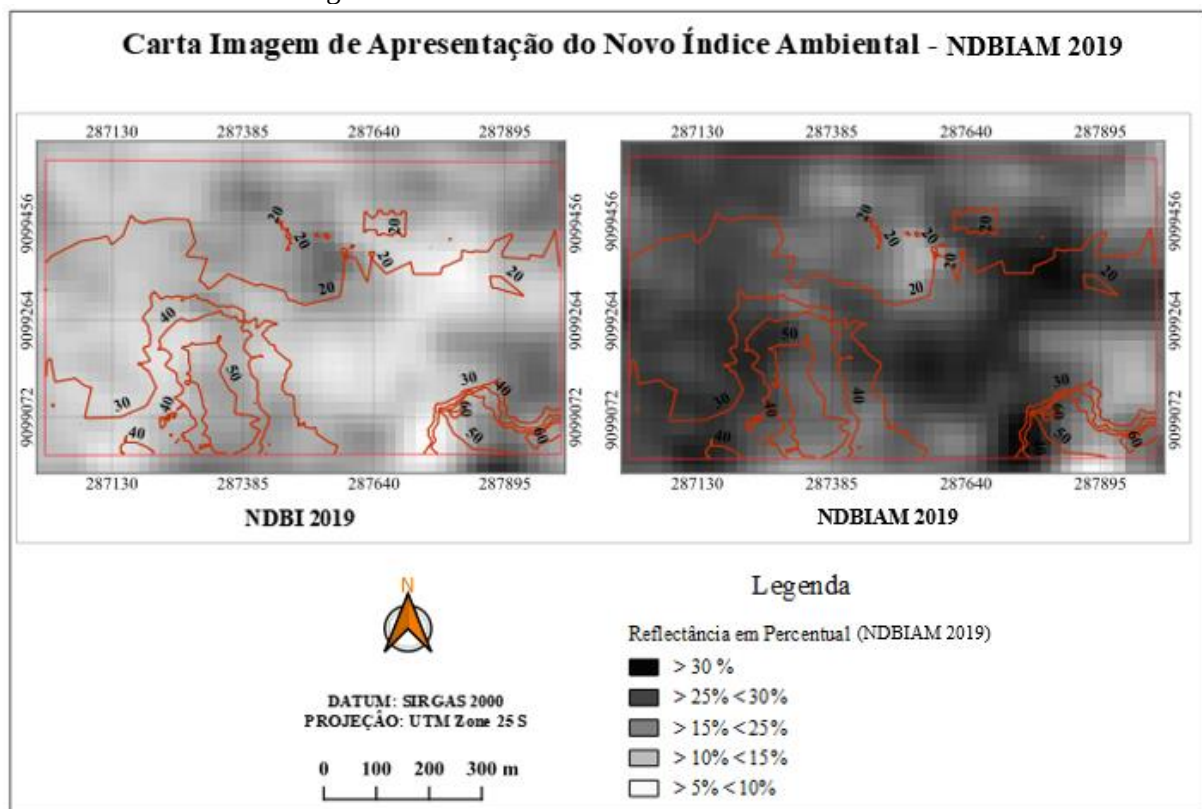
No NDBIAM os pixels com valores de reflectância percentual, obteve variação em intervalo de 5%. Os pixels com reflectância $> 30\%$, $> 25\% < 30\%$ e CNs de elevação 40m, 30m e 20m indicam um índice ambiental ruim, valor do índice alto, sendo as regiões, com base no NDBI, menos acessíveis para deslocamento pessoal, possuem variadas intensidades verticalizadas de construções, aglomerados com intensidade de concretos armados, impermeabilidade do solo, áreas com instabilidade de encostas reforçado de polímero plástico para evitar deslizamentos, presença de fábricas com seus pátios pavimentados e declividades acentuadas de superfícies urbanas. Os novos índices ambientais passam a ser definidos como, NDBIAM 2015 e NDBIAM 2019, conforme figuras 22 e 23.

Figura 22 – Novo Índice Ambiental NDBIAM 2015



Fonte: o Autor (2021).

Figura 23 – Novo Índice Ambiental NDBIAM 2019



Fonte: o Autor (2021).

Para análises do novo índice ambiental, deve sempre levar em consideração a época de aquisição das imagens, observar qual é o período de chuvas, a influência dos efeitos das marés sobre a área de estudo se for em regiões litorâneas e a presença de nuvens. Esses fenômenos influenciam diretamente na proporção de áreas das classes de uso e ocupação do solo e nos valores de refletâncias dos índices físicos.

Portando, usando fatiamento por altitudes com os índices físicos NDVI e NDBI para analisar o uso integrado de dados LiDAR 3D em imagens multiespectrais orbitais CBERS-4 permite a geração de um novo índice físico ambiental. A combinação destes resultados pode, em tese, auxiliar e definir novos parâmetros ambientais estabelecidos no novo código florestal e no plano de uso e ocupação do solo para áreas urbanas do Recife-PE.

6 CONCLUSÃO

A partir do presente trabalho foi possível realizar a calibração radiométrica, calculados pela reflectância no topo da atmosfera (TOA) para imagens CBERS-4. A acurácia da classificação supervisionada pelo coeficiente Kappa apontou Boa Qualidade, e o índice de Exatidão Global (EG) para as imagens dos períodos 29-08-2019 e 22-01-2015 indicou 100% de separabilidade dos alvos na classificação.

Na classificação do uso e ocupação do solo, a separabilidade dos alvos nas composições RGB para imagens do período 22-01-2019 com os melhores destaque foram, 6-NDVI-7, 6-8-NDWI e 11-8-NDBI. As composições RGB com melhor destaque para as imagens do período 22-01-2015 foram, 6-NDVI-7, 6-8-NDWI, 11-8-NDBI.

Em linhas gerais, neste estudo notou-se avanço de ocupação do espaço urbano em áreas que deveriam ser preservadas ambientalmente. Esses ecossistemas se destacam por apresentarem riquezas de diversidade de suas faunas e floras com a presença de mangues, florestas de mata atlântica, rios, lagos ou lagoas naturais, regiões de maior declividades e topos de morro que abriga inúmeras espécies de animais e plantas.

As CNs de 10 m de elevação, melhor representaram os limites altimétricos de superfície na imagem interpolada do MDS. A criação dos perfis (A-B) e (C-D) permite compreender o perfil de superfície da área de estudo dessa pesquisa e identificar a taxa de declividade de uma seção pela análise espacial (distância).

A fórmula matemática para geração do novo índice ambiental, baseada nos índices físicos NDVI e NDBI, pelo critério tentativa e erro de intervalo entre -1 a +1 que atendeu às necessidades de integração foi o valor zero (0), em escala logarítmica $\log_{10}$.

A desvantagem encontrada na criação do novo índice ambiental, pela escala logarítmica $\log_{10}$, é devido aos pixels com valores negativos na origem do NDVI, NDWI e NDBI, ao ser transformados pela equação 14, não assumirem valores (sem valor ou sem informações) de dados. Nesse sentido, observado a ausência de corpos hídricos na área de estudo e que, todos os seus pixels assumiram valores negativos, não é possível a criação do novo índice ambiental para o índice físico NDWI nessa pesquisa.

Portando, usando fatiamento por altitudes com os índices físicos NDVI e NDBI para analisar o uso integrado de dados LiDAR 3D em imagens multiespectrais orbitais CBERS-4 permite a geração de um novo índice físico ambiental.

A combinação destes resultados pode, em tese, auxiliar e definir novos parâmetros ambientais estabelecidos no novo código florestal e no plano de uso e ocupação do solo para

áreas urbanas do Recife-PE, considerando a realidade de diferentes grupos de pessoas e comunidades, respeitando a diversidade ambiental, social e econômica de forma a orientar gestores públicos para compor futuros planos diretores municipais, desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes, planejamento do uso e ocupação do solo urbano e monitoramento da qualidade ambiental.

Para estudos de áreas que não tenham imagens ou dados LiDAR é possível obtê-las através do mapeamento da superfície usando aeronaves ou Veículo Aéreo não Tripulado – VANT acoplados com sensores multiespectral ou hiperespectrais observado na figura 6. Devido os custos para utilizar-se destes tipos de instrumentos é possível fazer trabalho de campo utilizando de equipamento como a estação total topográfica para obter dados altimétricos e replicar esta metodologia em outras regiões.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Observada a ausência de trabalhos que abordem esta linha de pesquisa, sugere-se para futuros trabalhos o uso integrado de dados LiDAR 3D em imagens orbitais multiespectrais usando sensores de outros satélites, aplicados em outras áreas urbanas para comparações com estes resultados.

Na criação de um novo índice ambiental pela equação 14 deste trabalho, será pertinente testar outras fórmulas matemáticas que assumam valores negativos de pixels para evitar perdas de informações de dados, com aplicações e análises em outros índices físicos conhecidos.

REFERÊNCIAS

- A Região Metropolitana do Recife. Plano de Desenvolvimento Urbano Integrado, 2020. Disponível em: <<https://www.pdui-rmr.pe.gov.br/RMR>>. Acesso em: 29 de abril de 2020.
- AIRBUS. Dados Ópticos e de Radar. França. Disponível em: <<https://www.intelligence-airbusds.com/optical-and-radar-data/>>. Acesso em 01. nov. 2019.
- ALBUQUERQUE, R. S. **Sistema De Indicadores de Vulnerabilidade Socioambiental e Políticas Públicas Para Espaços Urbanos: uma aplicação em São Bento-PB**. 2017. 72 Fls. Trabalho De Conclusão De Curso (Graduação Em Engenharia Ambiental) - Universidade Federal de Campina Grande, Pombal-PB. 2017.
- ALMEIDA, L. P.; BERGSMA, E. W.; BERTHIER, E.; BAPTISTA, P.; GAREL, E.; ALVES, B. Deriving high spatial-resolution coastal topography from sub-meter satellite stereo imagery. **Remote Sensing**, v. 11, n. 5, p. 590, 2019.
- AWRANGJEB, M.; RAVANBAKSH, M.; FRASER, C. S. Automatic detection of residential buildings using LIDAR data and multispectral imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 65, n. 5, p. 457-467, 2010.
- BARATTO, R. "INPE disponibiliza imagens de alta resolução para auxiliar no planejamento urbano das cidades". ArchDaily Brasil. Disponível em: <<https://www.archdaily.com.br/br/797510/inpe-disponibiliza-imagens-de-alta-resolucao-para-auxiliar-no-planejamento-urbano-das-cidades-brasileiras>>. Acessado em: 04. nov. 2019.
- BASTIAANSEN, W. G. M. **Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain**. Ph.D. Thesis, Wageningen Agricultural University, Wageningen, Netherlands, 273p, 1995.
- BIGDELI, B.; SAMADZADEGAN, F.; REINARTZ, P. Fusion of hyperspectral and LIDAR data using decision template-based fuzzy multiple classifier system. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 38, p. 309-320, 2015.
- BRANDALIZE, Amauri Alfredo. Perfilamento a LASER: comparação com métodos Fotogramétricos. In: **XX Congresso Brasileiro de Cartografia, Anais, CD ROM, Porto Alegre**. 2001.
- Centro Internacional de Pesquisa de Furacões. Flórida International University. LIDAR, 2007. Página inicial. Disponível em: <<http://lidar.ihrc.fiu.edu/aboutlidar.html>>. Acesso em: 18 de mar. de 2020.
- CENTRO NACIONAL DE ESTUDOS ESPACIAIS. Pléiades System CNES. França. Disponível em: <https://smc.cnes.fr/fr/PLEIADES/GP_actualite.htm>. Acesso em 01. nov. 2019.
- CHANDLER, G. **An Overview of the CBERS-2 Satellite and Comparison of the CBERS-2 CCD Data with the L5 TM Data**. U.S. Department of the Interior U.S. Geological Survey, 2007. Disponível em: <<https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/20070038251.pdf>>. Acesso em: 29 de abril de 2020.

CHEN, F.; LIN, A.; ZHU, H.; Niu, J. Quantifying Climate Change and Ecological Responses within the Yangtze River Basin, China. **Sustainability**, v.10, p.3026, 2018.

CHEN, J.; DU, P.; WU, C.; XIA, J.; CHANUSSOT, J. Mapping urban land cover of a large area using multiple sensors multiple features. **Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 872, 2018.

CHEN, L. C.; TEO, T. A.; SHAO, Y. C.; LAI, Y. C.; RAU, J. Y. Fusion of LIDAR (ALS) data and optical imagery for building modeling. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 35, n. B4, p. 732-737, 2004.

CHUVIECCO, E. **Fundamentos de Teledetección Espacial**. Madrid, España: 2 ed. Ediciones Rialp, p.449, 1995.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. Nova York, Boca Raton: Lewis Publishers, p.137, 1999.

COUTINHO FILHO, O. S. **Análise do índice ponderado de áreas verdes baseado no Lidar (ALS) como parâmetro da qualidade ambiental urbana**. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica. Universidade de São Paulo, 2015.

D'ANDRIMONT, R.; MARLIER, C.; DEFOURNY, P. Hyperspatial and Multi-Source Water Body Mapping: A Framework to Handle Heterogeneities from Observations and Targets over Large Areas. **Remote Sensing**, v. 9, n. 3, p. 211, 2017.

DAI, X., YANG, X., WANG, M., GAO, Y., LIU, S., & ZHANG, J. The Dynamic Change of Bosten Lake Area in Response to Climate in the Past 30 Years. **Water**, v.12, p.4, 2020.

DENG, S.; KATOH, M.; YU, X.; HYYPPÄ, J.; GAO, T. Comparison of tree species classifications at the individual tree level by combining ALS data and RGB images using different algorithms. **Remote Sensing**, v. 8, n. 12, p. 1034, 2016.

DINIZ, C.; CORTINHAS, L.; NERINO, G.; RODRIGUES, J.; SADECK, L.; ADAMI, M.; SOUZA-FILHO, P. W. M. Brazilian Mangrove Status: Three Decades of Satellite Data Analysis. **Remote Sensing**, v. 11, n. 7, p. 808, 2019.

DISSANAYAKE, D. M. S. L. B.; MORIMOTO, T.; MURAYAMA, Y.; RANAGALAGE, M.; HANDAYANI, H. H. Impact of urban surface characteristics and socio-economic variables on the spatial variation of land surface temperature in Lagos City, Nigeria. **Sustainability**, v.11, p.25, 2019.

DONG, P.; RAMESH, S.; NEPALI, A. Evaluation of small-area population estimation using LIDAR (ALS), Landsat TM and parcel data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, n. 21, p. 5571-5586, 2010.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Pléiades Satellite Constellation. Campinas, 25. set. 2013. Disponível em: <https://www.cnpm.embrapa.br/projetos/sat/conteudo/missao_pleiades.html>. Acesso em 04. nov. 2019.

EGELS, Y., KASSER, M. **Digital Photogrammetry**. London: Taylor & Francis, 2002.

EOPORTAL DIRECTORY. Pléiades. Pleiades-HR (Constelação de imagens ópticas de alta resolução do CNES). Disponível em: <<https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions/p/pleiades>>. Acesso em 01. nov. 2019.

FARIAS, T. Direito Ambiental: Tópicos especiais. João Pessoa - PB: **Editora Universitária**, p.228, 2007.

FENG, Y.; GAO, C.; TONG, X.; CHEN, S.; LEI, Z.; WANG, J. Spatial patterns of land surface temperature and their influencing factors: a case study in Suzhou, China. **Remote Sensing**, v.11, p.182, 2019.

GALVÍNCIO, J. D.; PIMENTEL, R.; FERNANDES, J. G. Relação da temperatura do ar e do solo com a quantidade de clorofila aeb em jurema preta (*Mimosa tenuiflora* (Willd) Poirer) no semi-árido do Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Recife, 3, 41-46, 2010.

GAO, B. C. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996.

Geografia do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual do Ceará, CE. Fortaleza, 2014.

GIRI, C. Observation and monitoring of mangrove forests using remote sensing: opportunities and challenges. **Remote Sensing**, n. 8, p. 783,2016.

GONÇALVES, F. de S. **Parâmetros ambientais para o ordenamento territorial municipal e proposta para o Estado do Rio Grande do Sul**. 2017. Tese (Doutorado em Geografia) – Instituto de Geociências. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2017.

GUAN, H.; LI, J.; CHAPMAN, M.; DENG, F.; JI, Z.; YANG, X. Integration of orthoimagery and lidar data for object-based urban thematic mapping using random forests. **International journal of remote sensing**, v. 34, n. 14, p. 5166-5186, 2013.

GUO, L.; CHEHATA, N.; MALLET, C.; BOUKIR, S. Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using Random Forests. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n. 1, p. 56-66, 2011.

GUPTA, K.; KUMAR, P.; PATHAN, S. K.; SHARMA, K. P. Urban neighborhood Green Index – A measure of green spaces in urban area. **Landscape and Urban Planning, Volume 105**, Issue 3, 15, Pages 325-335, 2012.

HAO, Y.; CHEN, Z.; HUANG, Q.; LI, F.; WANG, B.; MA, L. Bidirectional Segmented Detection of Land Use Change Based on Object-Level Multivariate Time Series. **Remote Sensing**, v.12, p.478, 2020.

HARDISKY, M. A.; KLEMAS, V.; SMART, M. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of. **Spartina alterniflora**, v. 49, p. 77-83, 1983.

HARTFIELD, K. A.; LANDAU, K I.; VAN LEEUWEN, W. J. D. Fusion of high resolution aerial multispectral and LiDAR data: Land cover in the context of urban mosquito habitat. **Remote Sensing**, v. 3, n. 11, p. 2364-2383, 2011.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Base de informações do Censo Demográfico 2010: resultados do Universo por setor censitário**. Rio de Janeiro, 2011.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo Brasileiro de 2010**. Rio de Janeiro: IBGE, 2012.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). SGI 2.5 – **Introdução ao Sistema de Informações Geográficas** – SGI. Imagem Geosistemas São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1995.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **CBERS: História dos Satélite CBERS**. 2018. Disponível em: <<http://www.cbbers.inpe.br/sobre/historia.php>>. Acesso em 04 nov. 2018.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). Manuais: tutorial de geoprocessamento *SPRING*. **2008**.

_____. **Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas (SPRING) versão 4.0**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2003. [on line]. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/index.html>>. Acesso em: 05 de junho de 2020.

Iqbal, M. **An introduction to Solar Radiation**. Academic Press, NY, 1983.

JANNUZZI, P. M. Indicadores para diagnóstico, monitoramento e avaliação de programas sociais no Brasil. **Revista do Serviço Público**, v. 56, n. 2, p. 137, 2005.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos, SP: Parêntese editora, 2011, 672p.

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

KAMAL, M.; PHINN, S.; JOHANSEN, K. Object-Based Approach for Multi-Scale Mangrove Composition Mapping Using Multi-Resolution Image Datasets. **Remote Sensing**, v. 7, n. 4, p. 4753-4783, 2015.

KAUFFMANN, Márcia O.; DA SILVA, Luciene Pimentel. Taxa de impermeabilização do solo: um recurso para a implementação da bacia hidrográfica como unidade de planejamento urbano integrado à gestão dos recursos hídricos. **Anais: Encontros Nacionais da ANPUR**, v. 11, 2013.

KIM, Y. Generation of Land Cover Maps through the Fusion of Aerial Images and Airborne LiDAR Data in Urban Areas. **Remote Sensing**, v. 8, n. 6, p. 521, 2016.

LEE, Y. S.; LEE, S.; BAEK, W. K.; JUNG, H. S.; PARK, S. H.; LEE, M. J. Mapping Forest Vertical Structure in Jeju Island from Optical and Radar Satellite Images Using Artificial Neural Network. **Remote Sensing**, v.12, p.797, 2020.

LEITE, A. C. S.; OLIVEIRA, L. M. M.; BEZERRA, U. A.; ALMEIDA, D. N. O.; CANDEIAS, A. L. B.; JUNIOR, J. R. T. Comparison of methods of Humidity Index

processing in the Irrigated Perimeter Nilo Coelho, Northeast of Brazil. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 7, n. 6, p. 315-323, 2017.

LI, H.; GU, H.; HAN, Y.; YANG, J. Fusion of high-resolution aerial imagery and LIDAR data for object oriented urban land-cover classification based on SVM. **Proceedings of the ISPRS Working Group IV/1: "Dynamic and Multi-dimensional GIS"**, p. 179-184, 2007.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. 7. ed. Hoboken: Wiley, 2015.

LIU, Z.; WANG, H.; LI, N.; ZHU, J.; PAN, Z.; QIN, F. Spatial and Temporal Characteristics and Driving Forces of Vegetation Changes in the Huaihe River Basin from 2003 to 2018. **Sustainability**, v.12, p.2198, 2020.

LISIRD. Lasp Interactive Solar Irradiance Datacenter, 2020. University of Colorado. Disponível: <https://lasp.colorado.edu/lisird/>. Acesso: 20 nov. 2020.

LUO, H.; WANG, L.; WU, C.; ZHANG, L. An improved method for impervious surface mapping incorporating LiDAR data and high-resolution imagery at different acquisition times. **Remote Sensing**, v. 10, n. 9, p. 1349, 2018.

MARUSIG, D.; PETRUZZELLIS, F.; TOMASELLA, M.; NAPOLITANO, R.; ALTABELLI, A.; NARDINI, A. Correlation of Field-Measured and Remotely Sensed Plant Water Status as a Tool to Monitor the Risk of Drought-Induced Forest Decline. **Forests**, v.11, p.77, 2020.

MCFEETERS, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International journal of remote sensing**, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

MEASHO, S.; CHEN, B.; TRISURAT, Y.; PELLIKKA, P.; GUO, L.; ARUNYAWAT, S.; TUANKRUA, V.; OGBAZGHI, W.; YEMANE, T. Spatio-temporal analysis of vegetation dynamics as a response to climate variability and drought patterns in the Semiarid Region, Eritrea. **Remote Sensing**, 11(6), p.724, 2019.

MELLO, E. M. K.; MOREIRA, J. C.; SANTOS, J. D.; SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V. O uso do SPRING no mapeamento do desflorestamento da Amazônia. In: **Congresso e Feira para Usuários de Geoprocessamento da América Latina-Gisbrasil**, 1999.

MELO, E. T.; SALES, M. C. L.; OLIVEIRA, J. G. B. de. Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para análise da degradação ambiental da microbacia hidrográfica do Riacho dos Cavalos, Crateús-CE. **RA´E GA**, Curitiba, Departamento de Geografia – UFPR, vol. 23, p. 520-533, 2011.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília, 2012.

MITAS, L.; MITASOVA, H. Spatial Interpolation. In: LONGLEY, P.; GOODCHILD, M. F.; MAGUIRE, D. J.; RHIND, D. W. **Geographical Information Systems: principles, techniques, management and applications**, Wiley, 1999.

MOREIRA FILHO, J. C. C.; TAVARES JUNIOR, J. R. Avaliação da precisão temática de composições de NDBI, NDVI, NDWI. **Revista Brasileira de Geomática**. Pato Branco–PR, v.4, p.007-018, 2016.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 1.ed. São José dos Campos: INPE, 2001.

MORSY, S.; SHAKER, A.; EL-RABBANY, A. Multispectral LiDAR data for land cover classification of urban areas. **Sensors**, v. 17, n. 5, p. 958, 2017.

MPANDELI, S.; NHAMO, L.; MOELETSE, M.; MASUPHA, T.; MAGIDI, J.; TSHIKOLOMO, K.; LIPHADZI, S.; NAIDOO, D.; MABHAUDHI, T. Assessing climate change and adaptive capacity at local scale using observed and remotely sensed data. **Weather and Climate Extremes**, v.26, p.100240, 2019.

NGUYEN, T. M.; LIN, T. H.; CHAN, H. P. The environmental effects of urban development in Hanoi, Vietnam from satellite and meteorological observations from 1999–2016. **Sustainability**, v.11, p.1768, 2019.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto, Princípios e Aplicações**. 3. ed. São Paulo-SP: Editora Blucher, v. 3, 2008.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. 4. ed. São Paulo-SP: Editora Blucher, 2010.

OLIVEIRA, C. B. de S. **Análise da integração espacial de múltiplos sensores**. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Universidade Federal de Pernambuco, 2018.

OLIVEIRA, T. D. S.; BARCELLOS, R. L.; SCHETTINI, C. A. F.; CAMARGO, P. B. D. Processo sedimentar atual e distribuição da matéria orgânica em um complexo estuarino tropical, Recife, PE, Brasil. **Revista de Gestão Costeira Integrada**, v. 14, n. 3, p. 399-412, 2014.

PAULA, I. F. M DE. **Cobertura vegetal das regiões urbanas de Juiz de Fora-MG**. Dissertação de Mestrado. ICH/UFJF, 2017.

PEDRO MIYAZAKI, L. C. **Dinâmicas de apropriação e ocupação em diferentes formas de relevo: impactos e vulnerabilidades em ambientes urbanos**. Tese (Doutorado em Geografia) - Faculdade de Ciências e Tecnologia. Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2014.

PINTO, C. T. **Uncertainty evaluation for in-flight radiometric calibration of Earth observation sensors**. Tese (Doutorado) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, 2016.

PONZONI, F. J.; EPIPHANIO, J. C. N. In-Flight Absolute Calibration Of Cbers Sensors. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 64, n. 4, 2012.

PONZONI, F. J.; PINTO, C. T.; LAMPARELLI, R. A. C.; JUNIOR, J. Z.; ANTUNES, M. A. H. Calibração de Sensores Orbitais, 2ª ed.; Oficina de Textos: São José dos Campos, Brasil, 2015.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação. **Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**, 2012. Disponível em: <http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/sergio/2005/06.14.13.11/doc/CAP8_FJPonzoni.pdf> Acesso em: 06. nov. 2019.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento Remoto da vegetação**. 2 Ed. São Paulo: Oficina de Textos, v.11, n.3-4, p. 164, 2012. Programa Pernambuco Tridimensional (PE3D). Disponível em: <<http://www.pe3d.pe.gov.br/>>. Acesso em: 29 de abril de 2020.

QGIS. Disponível em: <https://www.QGIS.org/pt_BR/site/forusers/download.html>. Acesso em: 29 de abril de 2020.

RAPINEL, S.; HUBERT-MOY, L.; CLÉMENT, B. Combined use of LiDAR data and multispectral earth observation imagery for wetland habitat mapping. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 37, p. 56-64, 2015.

REESE, H.; NYSTRÖM, M.; NORDKVIST, K.; OLSSON, H. Combining airborne laser scanning data and optical satellite data for classification of alpine vegetation. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 27, p. 81-90, 2014.

RENSLOW, M. S. **Manual of Airborne Topographic LIDAR (ALS)**, American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2012

RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote Sensing Digital Image Analysis: an introduction**. 4. ed. New York: Springer Verlag, 2006.

ROGAN, J.; CHEN, DM. Tecnologia de Sensoriamento Remoto para mapeamento e monitoramento das mudanças na cobertura e uso do solo. **Progresso no planejamento**, v. 61, n. 4, p. 301-325, 2004.

ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.52, n.2, p.223-227, 1986.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington. Proceedings. Washington: NASA, v.1, p.309-317, 1973.

SABINS F. F. Jr. **Remote Sensing Principles and Interpretation**. New York: Freeman, 1997. 512 p.

SCHEPERS, L.; Haest, B.; Veraverbeke, S.; Spanhove, T.; Vanden Borre, J.; Goossens, R. Burned area detection and burn severity assessment of a heathland fire in Belgium using Airborne Imaging Spectroscopy (APEX). **Remote Sensing**, v.6, n.3, p.1803-1826, 2014.

SILVA, A. M. Curso Processamento digital de imagens de satélite. Centro de Eventos da PUCRS – de 07 a 12 de outubro de 2001. Porto Alegre – RS. Disponível em <www.cartografia.org.br>. Acesso em: 05. set. 2017.

SILVA, B. B. da.; LOPES, G. M.; AZEVEDO, P. V. de. Balanço de radiação em áreas irrigadas utilizando imagens Landsat 5 – TM. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 20, 243-252, 2005.

SIMÕES, L. B. **Integração entre um modelo de simulação hidrológica e sistema de informação geográfica na delimitação de zonas tampão ripárias**. Botucatu. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista. f.185, 2001.

SINGH, K. K.; VOGLER, J. B.; SHOEMAKER, D. A.; MEENTEMEYER, R. K. LIDAR (ALS)-Landsat data fusion for large-area assessment of urban land cover: Balancing spatial resolution, data volume and mapping accuracy. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 74, p. 110- 121, 2012.

TEO, T. A; SHIH, T. Y. LIDAR (ALS)-based change detection and change-type determination in urban areas. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 3, p. 968-981, 2013.

WANG, G.; WU, M.; WEI, X.; SONG, H. Water Identification from High-Resolution Remote Sensing Images Based on Multidimensional Densely Connected Convolutional Neural Networks. **Remote Sensing**, v.12, p.795, 2020.

WANG, L.; CHEN, R.; HAN, C.; YANG, Y.; LIU, J.; LIU, Z.; WANG, X.; LIU, G.; GUO, S. An Improved Spatial–Temporal Downscaling Method for TRMM Precipitation Datasets in Alpine Regions: A Case Study in Northwestern China’s Qilian Mountains. **Remote Sensing**, v.11, p.870, 2019.

World Wide Fund For Nature. O que são áreas úmidas. Disponível em:< https://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/questoes_ambientais/areas_umidas/>. Acessado em 31 de mar. 2020.

WU, C.; LUNG, S. C.; JAN, JF. Development of a 3-D urbanization index using digital terrain models for surface urban heat island effects. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 81, p. 1-11, 2013.

WU, J.; YAO, W.; POLEWSKI, P. Mapping individual tree species and vitality along urban road corridors with LiDAR and imaging sensors: Point density versus view perspective. **Remote Sensing**, v. 10, n. 9, p. 1403, 2018.

XU, C.; QU, J. J.; HAO, X.; WU, D. Monitoring Surface Soil Moisture Content over the Vegetated Area by Integrating Optical and SAR Satellite Observations in the Permafrost Region of Tibetan Plateau. **Remote Sensing**, v.12, p.183, 2020.

XU, G.; ZHANG, H.; CHEN, B.; ZHANG, H.; INNES, J. L.; WANG, G.; YAN, J.; ZHENG, Y., ZHU, Z.; MYNENI, R. B. Changes in vegetation growth dynamics and relations with climate over China’s landmass from 1982 to 2011. **Remote Sensing**, v.6, p.3263-3283, 2014.

YANG, H.; XI, C.; ZHAO, X.; MAO, P.; SHI, Z. W. Y.; HE, T.; LI, Z. Measuring the Urban Land Surface Temperature Variations Under Zhengzhou City Expansion Using Landsat-Like Data. **Remote Sensing**, v.12, p.801, 2020.

YU, X.; HYYPPÄ, J.; VASTARANTA, M.; HOLOPAINEN, M.; VIITALA, R. Predicting individual tree attributes from airborne laser point clouds based on the random forests technique. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n. 1, p. 28–37, 2011.

YUAN, F.; SAWAYA, K. E.; LOEFFELHOLZ, B. C.; BAUER, M. E. Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing. **Remote sensing of Environment**, v. 98, n. 2-3, p. 317-328, 2005.

ZANDONÁ, D. F. **Potencial uso de dados Laser Scanner aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas**. Dissertação (Pós-Graduação em Engenharia Filtragem de Dados LIDAR de área plana para geração de Modelo Digital do Terreno 61 Florestal) – Departamento de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2006.

ZHANG, Y.; ODEH, I. A. O.; RAMADAN, E. Assessment of land surface temperature in relation to landscape metrics and fractional vegetation cover in an urban/ peri-urban region using Landsat data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 1, p. 168-189, 2013.

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continua

Título Inglês/Português	Autor	Periódico - Qualis em Geociências	Métodos e Imagens Utilizadas	Ano
Multispectral and lidar data fusion for fuel type mapping using support vector machine and decision rules. Fusão de dados multiespectral e lidar para mapeamento de tipo de combustível usando a máquina de vetor de suporte e regras de decisão.	García, et al.	Remote Sensing of Environment. Geociências (A1).	Mapeamento dos tipos de combustível (gramas, arbustos e árvores) e de classes sem combustível através da fusão de dados multiespectrais e LiDAR. Uma abordagem em duas fases foi proposta. Imagens digitais do sensor Airborne Thematic Mapper (ATM) e dados do LiDAR Optech-ALTM3033. Parque Natural do Alto Tejo, em Guadalajara, no centro da Espanha.	2011
Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using Random Forests. Relevância dos dados de imagem lidar e multiespectral no ar para cena urbana classificação usando florestas aleatórias.	Guo et al.	ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. Geociências (A1).	Utiliza-se de um algoritmo (Random Forests) como classificador. Sua execução é feita de forma eficiente em grandes conjuntos de dados e fornece medidas importantes para cada classe. A teoria da margem é usada como uma medida de confiança do classificador para confirmar a relevância dos recursos de entrada para a classificação urbana. Imagem LiDAR e Ortoimagens digitais são capturadas com um Dispositivo Applanix DSS 22M na cidade de Biberach, Alemanha.	2011
Fusion of High Resolution Aerial Multispectral and LiDAR Data: Land Cover in the Context of Urban Mosquito Habitat. Fusão de Dados Multiespectrais e LiDAR Aéreos de Alta Resolução: Cobertura do Solo no Contexto do Habitat dos Mosquitos Urbanos	Hartfield et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Avaliação da viabilidade da integração de dados de refletância multiespectral de Sensoriamento Remoto e informações de altura para melhorar o uso da terra e a classificação da cobertura da terra. Imagem LiDAR e dados multiespectrais coletados pelo National Agriculture Imagery Program (NAIP). A área de estudo no centro urbano de Tucson, Arizona, EUA.	2011
Integration of orthoimagery and lidar data for object-based urban thematic mapping using random forests. Integração de dados de ortoimagem e lidar para mapeamento temático urbano baseado em objetos usando florestas aleatórias.	Guan et al.	International journal of remote sensing. Geociências (B1).	Método de classificação baseado em objeto para mapeamento urbano, uma proposta para reduzir a interpretação manual de imagens e automatizar a seleção de recursos em um processo de classificação. Imagens LiDAR e imagem multiespectral do sensor Falcon II - da TopoSys® GmbH. Mannheim, uma cidade no sudoeste da Alemanha.	2013

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Combining airborne laser scanning data and optical satellite data for classification of alpine vegetation. Combinando dados de varredura a laser aéreo e dados ópticos de satélite para a classificação da vegetação alpina.	Reese et al.	International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. Geociências (A2).	Combinação de dados de satélite, derivadas de elevação e métricas de dados de laser. Nove classes de vegetação detalhadas definidas por altura, densidade e composição das espécies, além de neve / gelo, água e rocha nua foram classificadas usando um classificador supervisionado da Random Forest. Imagem SPOT-5. Área de estudo de 25 km × 31 km em Abisko, Suécia.	2014
Changes in vegetation growth dynamics and relations with climate over China's landmass from 1982 to 2011. Mudanças na dinâmica de crescimento da vegetação e nas relações com o clima sobre a massa de terra da China de 1982 a 2011.	Xu et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Utilizaram de um conjunto de dados NDVI de terceira geração do Global Inventory Modeling and Studies (GIMMS), derivado dos sensores do Radiômetro Avançado de Alta Resolução (AVHRR) (NDVI3g), com resolução espacial de 1/12 graus (0,0825 graus) e um intervalo de 15 dias, abrangendo Julho de 1981 a dezembro de 2011. Um modelo de regressão linear foi usado para detectar tendências nas séries temporais do NDVI, e um teste F para verificar a significância estatística. Na China.	2014
Combined use of LiDAR data and multispectral earth observation imagery for wetland habitat mapping. Uso combinado de dados LiDAR e imagens multiespectrais de observação da terra para mapeamento de habitat de áreas úmidas.	Rapinel; Hubert-Moy; Clément.	International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. Geociências (A2).	Classificação de imagens combinando uma abordagem baseada em objetos e modelagem em árvore de decisão, com imagens LiDAR, SPOT-5, Quickbird e KOMPSAT-2. A Rede de pesquisa ecológica de longo prazo de Pleine-Fougères (LTER) está localizado no nordeste da Bretanha, perto de Mont -Saint-Michel Bay, França.	2015
Object-Based Approach for Multi-Scale Mangrove Composition Mapping Using Multi-Resolution Image Datasets. Abordagem baseada em objeto para mapeamento de composição de manguezais em várias escalas usando conjuntos de dados de imagens em alta resolução.	Kamal; Phi; Jo hansen.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Desenvolvimento e avaliação de uma abordagem baseada em objetos para entender quais tipos de informações sobre manguezais podem ser mapeadas usando diferentes conjuntos de dados de imagens. Imagens Landsat TM, ALOS AVNIR-2, WorldView-2 e LiDAR. Baía de Moreton, na Austrália.	2015
Fusion of hyperspectral and LIDAR data using decision template-based fuzzy multiple classifier system. Fusão de dados hiperespectrais e LIDAR usando decisão sistema classificador múltiplo difuso baseado em modelo.	Bigdeli; Samadzade; Reinartz.	International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. Geociências (A2).	Propõem um sistema difuso de classificadores múltiplos com base no modelo de decisão (DT) para fusões de dados HSI e LIDAR. Imagem LiDAR e Hiperespectrais (HSI). Campus da Universidade de Houston e áreas urbanas vizinhas, EUA.	2015

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Observation and Monitoring of Mangrove Forests Using Remote Sensing: Opportunities and Challenges Observação e monitoramento de florestas de mangue usando Sensoriamento Remoto: oportunidades e desafios	Giri.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Edição especial é dedicada à observação e monitoramento de manguezais usando Sensoriamento Remoto da escala local para a global. Usa dados ópticos (multiespectrais e hiperespectrais). Imagem radar e LiDAR.	2016
Generation of Land Cover Maps through the Fusion of Aerial Images and Airborne LiDAR Data in Urban Areas. Geração de Mapas de Cobertura Terrestre através da Fusão de Imagens Aéreas e Dados LiDAR Aéreos em Áreas Urbanas.	Kim.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Propõe um novo método para aumentar a precisão da classificação da cobertura do solo, desenvolvendo uma técnica de fusão no nível de saída e avaliando a eficácia do novo método, aplicando-o em quatro áreas experimentais. Imagens LiDAR e Câmera de Mapeamento Digital. Os locais experimentais 1 e 2 está perto do Independence Hall em Cheonan, Coreia do Sul e os sítios experimentais 3 e 4 estão em Daejeon, Coreia do Sul.	2016
Comparison of tree species classifications at the individual tree level by combining als data and rgb images using different algorithms. Comparação de classificações de espécies de árvores no nível individual, combinando dados als e imagens rgb usando diferentes algoritmos.	Deng et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Abordagem individual de detecção de árvores usando um modelo de altura de copa (CHM) derivado dos dados de ELA. Classificação de copa de árvore usando uma abordagem com diferentes combinações de 23 recursos derivados dos dados do ALS e ortoimagens em cores reais (vermelho-verde-azul - RGB). Imagem LiDAR e modo de cor (RGB). A área de estudo, localizada em Nagano, no Japão.	2016
Avaliação da precisão temática de composições de NDBI, NDVI, NDWI.	Moreira Filho e Tavares Junior	RBGeo. Geociências (B5).	Realizaram experimentos usando composições de índices físicos NDVI, NDWI e NDBI, para avaliar a precisão temática do classificador Máxima Verossimilhança (MAXVER) usando exatidão global, índice kappa e teste Z, em entorno da Lagoa Olho D'Água em Jaboatão dos Guararapes-PE. Usaram imagens TM LANDSAT-5, e SPRING para o processamento dos dados.	2016
Multispectral LiDAR Data for Land Cover Classification of Urban Areas. Dados lidar multiespectrais para classificação de cobertura do solo de áreas urbanas.	Morsy; Shaker; EL-Rabbany.	Sensors. Geociências (B2).	Classificação baseada em imagem, onde imagens de intensidade e altura são criadas a partir de pontos LiDAR e, em seguida, um classificador de máxima verossimilhança é aplicado. Imagens LiDAR de dados ativos multiespectrais com três canais com diferentes ângulos de visão. Área localizada em Oshawa, Ontário, Canadá.	2017

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Hyperspatial and Multi-Source Water Body Mapping: A Framework to Handle Heterogeneities from Observations and Targets over Large Areas. Mapeamento de corpos hídricos hiperespaciais e com várias fontes: uma estrutura para lidar com heterogeneidades de observações e objetivos em grandes áreas.	D'andrimon; Marlier; Defourny.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Aplicação de uma estrutura para atualizar o mapeamento temático da resolução hiperespacial (<1 m) sobre grandes áreas, de corpos hídricos, manipulando dados de várias fontes e heterogêneos. Imagem LiDAR e sensor UltraCam. A Região da Valônia (Valônia) forma a parte sul da Bélgica.	2017
Comparison of methods of Humidity Index processing in the Irrigated Perimeter Nilo Coelho, Northeast of Brazil. Comparação de métodos de processamento do Índice de Umidade no Perímetro Irrigado Nilo Coelho, Nordeste do Brasil.	Leite et al.	Journal of Hyperspectral Remote Sensing Geociências (B4).	Analisaram e compararam a aplicação de dois métodos (de GAO, 1996 e MCFEETRS, 1996) para o Índice de Diferenças da Água Normalizada (NDWI). O estudo foi desenvolvido na parte territorial do Nilo Coelho Perímetro Irrigado localizado na região Nordeste do Semiárido e abrange os municípios de Casa Nova-BA, Petrolina-PE e Juazeiro-BA, usando imagens de sensor TM-Landsat 5.	2017
Mapping Urban Land Cover of a Large Area Using Multiple Sensors Multiple Features. Mapeando a cobertura do solo urbano de uma grande área usando vários sensores múltiplos recursos.	Chen et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Integração de dados LiDAR multiespectrais e aéreos para o mapeamento da cobertura do solo de grandes áreas urbanas com diferentes recursos derivados do LiDAR para aprimoramento, incluindo altura, intensidade e recursos de retorno múltiplo. Imagens SPOT-5 e LiDAR. Parte central da cidade de Nanjing, China.	2018
An improved method for impervious surface mapping incorporating lidar data and high-resolution imagery at different acquisition times. Um método aprimorado para mapeamento de superfície impermeável incorporando dados lidar e imagens de alta resolução em diferentes tempos de aquisição.	Luo et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Método aprimorado de mapeamento de superfície impermeável que incorpora dados LiDAR e imagens de alta resolução com diferentes tempos de aquisição que consideram mudanças reais na paisagem e diferenças de observação. Imagem LiDAR e Ortoimagem. Área de estudo foi localizado próximo ao limite da área central da cidade, em Buffalo, NY, EUA.	2018

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Mapping Individual Tree Species and Vitality along Urban Road Corridors with LiDAR and Imaging Sensors: Point Density versus View Perspective. Mapeando espécies e vitalidades individuais de árvores ao longo de corredores de estradas urbanas com LiDAR e sensores de imagem: densidade de pontos versus perspectiva de vista.	Wu; Yao; Polewski.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Desenvolve um método de classificação baseado em contexto preciso e eficiente para mapeamento de máscara de vegetação usando nuvens de pontos MLS de densidade ultra alta e comparar métodos baseados em MLS com métodos baseados em ALS em termos de desempenho na detecção de árvores e no reconhecimento de suas espécies e vitalidade. Imagens LiDAR (MLS e ALS). Centro de Munique, na Alemanha.	2018
Quantification of climate change and ecological responses in the yangtze river basin. Quantificação das mudanças climáticas e respostas ecológicas na bacia do rio Yangtze.	Chen et al.	Sustainability. Geociências (B2).	O artigo analisa as mudanças de temperatura e precipitação da Bacia do Rio Yangtze (YRB), China, e constata que são uma tendência semelhante, ou seja, a temperatura apresenta uma tendência ascendente significativa ($R^2 = 0,49, p < 0,01$), e a tendência de variação da precipitação não é significativa ($R^2 = 0,01$). Os indicadores ecológicos NDVI, EVI, IAF, GPP e NPP da YRB mostraram uma tendência crescente e anual. As descobertas confirmam que a temperatura está mais intimamente relacionada a fatores ecológicos do que a precipitação no YRB nessas décadas. Imagem MODIS.	2018
Deriving High Spatial-Resolution Coastal Topography From Sub-meter Satellite Stereo Imagery. Derivando a alta topografia costeira de resolução espacial a partir de imagens estéreo de satélite de submetralhador.	Almeida et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Explora a possibilidade de usar imagens de satélite estereoscópicas de Plêiades de alta resolução espacial (tamanho de pixel = 0,7 m) para recuperar um DEM na costa arenosa. Imagem Pleiades e LiDAR3D Aerotransportado. Faixa costeira no sudoeste da França.	2019
The environmental effects of urban development in Hanoi, Vietnam from satellite and meteorological observations from 1999–2016. Os efeitos ambientais do desenvolvimento urbano em Hanói, Vietnã, a partir de observações meteorológicas e de satélite de 1999 a 2016.	Nguyen, Lin e Chan	Sustainability. Geociências (B2).	Examinaram a evolução da distribuição espacial quanto às mudanças no uso / cobertura da terra, NDVI e NDBI. O impacto crescente da expansão urbana na intensidade de UHI é determinado com base na temperatura da superfície do solo (LST) em formas multitemporais. O estudo ocorreu em Hanói, no Vietnã. Usaram imagens Landsat para os anos (1999, 2009 e 2016), dados estatísticos socioeconômicos e dados climáticos.	2019

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Spatial patterns of land surface temperature and their influencing factors: a case study in suzhou, china. Padrões espaciais da temperatura da superfície terrestre e seus fatores de influência: um estudo de caso em Suzhou, China.	Feng et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Estudaram padrões espaciais de temperatura da superfície da terra (LST) e os seus fatores de influência (NDBI, NDWI e NDMI). Aplicaram um modelo aditivo generalizado (GAM) para examinar as relações entre o LST e fatores de influência espacial importantes para discutir suas mudanças ao longo do tempo. Usaram sete imagens do Landsat para derivar o LST na cidade de Suzhou, China, na primavera e no verão de 1996, 2004 e 2016.	2019
Impact of urban surface characteristics and socio-economic variables on the spatial variation of land surface temperature in Lagos City, Nigeria. Impacto das características da superfície urbana e variáveis socioeconômicas na variação espacial da temperatura da superfície do solo na cidade de Lagos, Nigéria.	Dissanayake et al.	Sustainability. Geociências (B2).	Examinaram a variação espacial do LST referente ao fenômeno Ilha de Calor Urbano (UHI) na rápida urbanização da cidade de Lagos. Quatro variáveis foram examinadas (NDVI, NDBI, análise de gradiente para avaliar o esquema de distribuição do LST do ponto central da cidade para as áreas rurais sobre a vegetação e as áreas construídas e análise de regressão parcial pelo quadrado mínimo (PLS) para avaliar a correlação e significância estatística das variáveis. Usaram imagens Landsat capturados em 2002 e 2013 na cidade de Lagos, Nigéria.	2019
Brazilian mangrove status: three decades of satellite data analysis Situação brasileira dos manguezais: três décadas de análise de dados de satélite.	Diniz, et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Cálculo do status anual dos manguezais brasileiros de 1985 a 2018, juntamente com um novo índice espectral, o Índice de Reconhecimento de Manguezais Modulares (MMRI), que foi projetado especificamente para discriminar melhor florestas de mangue da vegetação circundante. Imagem Landsat. Toda região costeira Brasileira.	2019
An Improved Spatial – Temporal Downscaling Method for TRMM Precipitation Datasets in Alpine Regions: A Case Study in Northwestern China’s Qilian Mountains. Um método aprimorado de redução espacial e temporal de conjuntos de dados de precipitação trmm em regiões alpinas: um estudo de caso nas montanhas qilian, no noroeste da china.	Wang et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Desenvolveram um método aprimorado que usa um modelo de regressão não linear e introduz longitude e latitude com base no índice de vegetação de diferença normalizada processada (NDVI) e um modelo de elevação digital (DEM) para estimular a precipitação nas montanhas de Qilian, China, durante o período de 2006 a 2015. Utilizaram de imagens do satélite TRMM, cujo produto foram produtos TRMM 3B43 V7 de janeiro de 2006 a dezembro de 2015.	2019

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Spatio-temporal analysis of vegetation dynamics as a response to climate variability and drought patterns in the Semiarid Region, Eritrea. Análise espaço-temporal da dinâmica da vegetação como resposta à variabilidade climática e aos padrões de seca na região semiárida, Eritreia.	Measho et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Técnicas geoespaciais e conjuntos de dados foram usados para analisar a dinâmica espaço-temporal da vegetação em resposta ao clima (precipitação e temperatura) e seca na Eritreia de 2000 a 2017. Foi realizada uma análise de tendência baseada em pixel e um coeficiente de correlação de Pearson. Além disso, as classificações do índice de condição da vegetação (VCI) e do índice de precipitação padrão (SPI) foram usadas para avaliar os padrões de seca no país. Usou imagem de resolução moderada (MODIS) Terra, com resolução de 250 m do espectro-radiômetro e dados de 16 dias (produtos LPDAAC NASA).	2019
Spatial and Temporal Characteristics and Driving Forces of Vegetation Changes in the Huaihe River Basin from 2003 to 2018. Características espaciais e temporais e forças motrizes das alterações da vegetação na bacia do rio Huaihe de 2003 a 2018.	Liu et al.	Sustainability. Geociências (B2).	Usou-se do teste não paramétrico de Mann-Kendall (MK) e o teste de inclinação de Theil-Sen combinados, depois combinaram com os resultados do teste de mutação MK e dois índices introduzidos, o coeficiente de curtose (KU) e assimetria (SK) e as correlações entre NDVI, precipitação (TRMM) e temperatura da superfície terrestre (LST) em diferentes escalas de tempo. Neste estudo, os dados MODIS normalizaram o índice de vegetação diferenciado (NDVI), a precipitação TRMM3B43 e a temperatura da superfície da terra MOD11A2 (LST) foram utilizados como fontes de dados em uma análise das características temporais e espaciais das alterações da vegetação e da qualidade ambiental ecológica no rio Huaihe bacia, China, de 2003 a 2018.	2020
Mapping Forest Vertical Structure in Jeju Island from Optical and Radar Satellite Images Using Artificial Neural Network. Mapeamento da Estrutura Vertical da floresta na ilha de Jeju com Imagens de satélite óptico e de radar usando rede neural artificial.	Lee et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	A partir de imagens de satélite óptico e de radar usando redes neurais artificiais (RNA), oito neurônios de entrada das camadas relacionadas à floresta, com base em dados de Sensoriamento Remoto, foram elaborados: dentre eles o NDVI e NDWI usando Imagem óptica -3, imagens de radar ALOS PALSAR-1. Os dados de treinamento da estrutura vertical da floresta produzidos pela pesquisa de campo formam aplicados à RNA e validada por meio de dados de referência vertical da floresta e matriz de erros. Na Ilha de Jeju, Coréia do Sul.	2020

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Continuação

Correlation of Field-Measured and Remotely Sensed Plant Water Status as a Tool to Monitor the Risk of Drought-Induced Forest Decline. Correlação de medida em campo e detectado remotamente o status da água da planta como uma ferramenta para monitorar o risco de Declínio Florestal Induzido pela Seca	Marusing et al.	Forests. Ciências Ambientais (A2).	Nesse estudo é testado a possibilidade de monitorar o risco de desidratação induzida pela seca e falha hidráulica usando imagens de satélite. As imagens do Sentinel-2 foram obtidas em escala sazonal nas mesmas datas em que o conteúdo absoluto de água (AbWC), o teor relativo de água (RWC) e o potencial mínimo de água ($\Psi_{\min}$) foram medidos em campo. Os parâmetros do estado da água das plantas foram correlacionados com NDVI e NDVI 8A, o NDWI e o SAVI. O estudo foi realizado durante o verão de 2019 no planalto de Karst (NE Itália) em uma floresta dominada por <i>Fraxinus ornus</i> L.	2020
Monitoring Surface Soil Moisture Content over the Vegetated Area by Integrating Optical and SAR Satellite Observations in the Permafrost Region of Tibetan Plateau. Monitoramento do teor de umidade do solo na superfície de Área Vegetada Integrando Óptica e SAR Observações de satélite na região de Permafrost do Platô Tibetano.	Xu et al.	Remote Sensing. Geociências (A2).	Usando de imagem (MODIS) e observações do radar de abertura sintética Sentinel-1A (SAR), estimaram a Umidade do Solo Superficial (SSM) através de um modelo simplificado de nuvem de água (sWCM), considerando o impacto do conteúdo de água da vegetação (VWC) na recuperação do (SSM) integrando o índice de vegetação (VI), (NDWI) ou o índice de infravermelho com diferença normalizada (NDMI). O estudo ocorreu na região Permafrost, no Planalto Tibetano, Ásia Oriental.	2020
The Dynamic Change of Bosten Lake Area in Response to Climate in the Past 30 Years. A mudança dinâmica da área do lago Bosten em Resposta ao clima nos últimos 30 anos.	Dai et al.	Water. Geociências (B2).	Um banco de dados de longo prazo da superfície da água do Lago Bosten foi estabelecido a partir de imagens de Sensoriamento Remoto de alta resolução, Landsat e MODIS, durante 1988–2018. Com base no pressuposto da mudança climática, seis fatores meteorológicos, dentre eles o NDWI e MNDWI, foram selecionados para analisar os impactos da mudança climática na área média anual da superfície do lago. Lago de Bosten, na China.	2020
Measuring the Urban Land Surface Temperature Variations Under Zhengzhou City Expansion Using Landsat-Like Data. Medindo as variações de temperatura da superfície do solo urbano sob à expansão da cidade de zhengzhou usando dados do tipo landsat.	Yang et al.	Remote Sensing. Geociências (A2)	Combinando dados MODIS e Landsat, os dados “Landsat” foram gerados usando o método de fusão espacial flexível de dados espacial (FSDAF) para medir variações da temperatura da superfície da terra (LST) e dados do Landsat, incluindo o Índice de Vegetação das Diferenças Normalizadas (NDVI) e Normalizado O Índice de Diferença Construída (NDBI) foi gerado para analisar as forças motrizes dinâmicas do LST. Na cidade de Zhengzhou, China.	2020

APÊNDICE A – QUADRO ESADO DA ARTE

Conclusão

Bidirectional Segmented Detection of Land Use Change Based on Object-Level Multivariate Time Series. Detecção segmentada bidirecional de alterações no uso da terra com base em séries temporais multivariadas em nível de objeto.	Hao et al.	Remote Sensing. Geociências (A2)	O método proposto, com base na segmentação multiresolução de objetos, três dimensões de TS no nível de objeto são construídas usando a mediana dos seguintes índices: NDVI, NDBI e o MNDWI modificada. Então, a detecção segmentada bidirecional (BSD) com detecção para frente e para trás é realizado nos objetos segmentados para identificar os tipos e tempos de mudança no uso da terra. As imagens utilizadas são do Landsat. O estudo aconteceu no distrito de Xinbei, na cidade de Changzhou, China.	2020
--	-------------------	--	--	-------------

Fonte: O autor (2021)