



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

GLEYCIELLE RODRIGUES DO NASCIMENTO

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DE MÉDIO E LONGO PRAZO DA LINHA
COSTEIRA E PREVISÃO DE POSIÇÕES FUTURAS COM BASE EM
SENSORIAMENTO REMOTO: UM ESTUDO DE CASO DO MUNICÍPIO DO
CONDE/PB**

JOÃO PESSOA

2023

GLEYCIELLE RODRIGUES DO NASCIMENTO

**Análise espaço-temporal de médio e longo prazo da linha costeira e previsão de posições
futuras com base em sensoriamento remoto: um estudo de caso do município do
Conde/PB**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à coordenação do curso superior em Engenharia Civil, da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Campus I, João Pessoa/PB, como pré-requisito obrigatório para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Civil.

Orientador: Prof. Dr. Celso Augusto Guimarães Santos

JOÃO PESSOA

2023

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

N244a Nascimento, Gleycielle Rodrigues do.

Análise espaço-temporal de médio e longo prazo da linha costeira e previsão de posições futuras com base em sensoriamento remoto: um estudo de caso do município do Conde/PB / Gleycielle Rodrigues do Nascimento. - João Pessoa, 2023.

77 f. : il.

Orientação: Celso Augusto Guimarães Santos.
Monografia (Graduação) - UFPB/Centro de Tecno.

1. Linha costeira. 2. Sensoriamento remoto. 3. Erosão costeira. 4. Acreção costeira. I. Santos, Celso Augusto Guimarães. II. Título.

UFPB/CT/BSCT

CDU 624(043.2)

FOLHA DE APROVAÇÃO

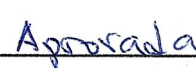
GLEYCIELLE RODRIGUES DO NASCIMENTO

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DE MÉDIO E LONGO PRAZO DA LINHA
COSTEIRA E PREVISÃO DE POSIÇÕES FUTURAS COM BASE EM
SENSORIAMENTO REMOTO: UM ESTUDO DE CASO DO MUNICÍPIO DO
CONDE/PB**

Trabalho de Conclusão de Curso em 13/06/2023 perante a seguinte Comissão Julgadora:



Celso Augusto Guimarães Santos
Departamento de Engenharia Civil e Ambiental do CT/UFPB



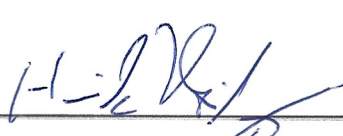
Aprovada



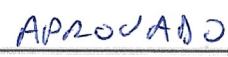
Aline Flávia Nunes Remígio Nunes
Departamento de Engenharia Civil e Ambiental do CT/UFPB



APROVADA



Hamilcar José Almeida Filgueira
Departamento de Engenharia Civil e Ambiental do CT/UFPB



APROVADO

Pablo Brilhante de Souza
Matrícula Siape: 1483214
Coordenador do Curso de Graduação em Engenharia Civil

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço ao autor da minha vida, por todas as oportunidades proporcionadas e por ter me dado saúde e determinação em toda a caminhada trilhada.

Agradeço a toda a minha família que me apoiou incondicionalmente ao longo dessa jornada acadêmica, sendo contribuidores diretos da minha formação.

Especialmente, agradeço aos meus pais, Maria Bernadete e João Batista por todo o amor e incentivo e por sempre ter cuidado de mim e investido nos meus estudos.

Gostaria de agradecer também os meus irmãos, Gleice Kelly e João Gabriel, por ter me apoiado e ajudado nos momentos de dificuldades, estando sempre ao meu lado.

Agradeço também ao meu companheiro, Plínio Martins, por todo amor e compreensão durante o período do curso, por ter me ajudado nas disciplinas de cálculo e ter cuidado de mim durante toda trajetória.

Quero expressar minha profunda gratidão a todas as pessoas que contribuíram para a realização deste trabalho. Sem o apoio e a orientação deles, este TCC não teria sido concluído com sucesso.

Agradeço especialmente ao meu orientador, professor Dr. Celso Augusto Guimarães Santos, por todas sugestões e correções valiosas que foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho. Sendo grata também pela oportunidade de fazer parte da pesquisa e por todo conhecimento proporcionado durante os anos de iniciação científica.

Agradeço também a todos os participantes do grupo pesquisa, que generosamente compartilharam suas experiências e conhecimentos, possibilitando a realização deste estudo. Em especial a Luccas Matheus Torres, por toda paciência e disponibilidade, sem sua ajuda esta pesquisa não teria sido concluída em tempo hábil.

Sou grata também a banca avaliadora composta pela professora Dr^a Aline Flávia Nunes Remigio Antunes e pelo professor Dr. Hamilcar José Almeida Filgueira, pela prontidão em participar da banca e por todo o conhecimento ofertado durante as disciplinas lecionadas por eles.

Por fim, expresso minha gratidão a todos os demais professores, colegas de curso e funcionários da UFPB, que contribuíram de forma direta e indireta para minha formação acadêmica e pessoal.

RESUMO

A região costeira, uma área suscetível a ações naturais e antrópicas, sofre mudanças significativas ao longo do tempo que afetam as esferas ambiental, social e econômica. Assim, a realização de pesquisas que examinem as alterações nas áreas costeiras e compreendam sua dinâmica e tendências ao longo dos anos torna-se essencial. Neste contexto, este trabalho discute a obtenção de linhas costeiras anuais representativas e o monitoramento das mudanças costeiras no município do Conde, Paraíba. Para isso, imagens de satélite foram processadas para a remoção de nuvens com o objetivo de se obter a borda costeira. A metodologia utilizada para a identificação e remoção de nuvens mostrou-se eficiente, permitindo o uso de imagens que, de outra forma, seriam descartadas. Após a obtenção das linhas costeiras instantâneas, o mapa de probabilidade foi calculado, com o objetivo de obter linhas costeiras representativas para cada grupo anual de imagens. A análise de longo prazo (1985–2022) revelou que 62,01% dos transectos apresentaram erosão. A análise de médio prazo, utilizando a taxa de ponto final, mostrou um aumento progressivo da erosão em determinadas áreas, possivelmente devido ao aumento das atividades humanas. As previsões para 2032 e 2042, utilizando o filtro de Kalman, indicam a continuidade das tendências erosivas, particularmente em áreas identificadas como de alta vulnerabilidade.

Palavras-chaves: Linha costeira. Sensoriamento remoto. Erosão costeira. Acreção costeira

ABSTRACT

The coastal region, an area susceptible to natural and anthropogenic actions, undergoes significant changes over time that affect the environmental, social, and economic spheres. Thus, conducting research that examines changes in coastal areas and understands their dynamics and trends over the years becomes essential. In this context, this work discusses the acquisition of representative annual coastal lines and monitoring coastal changes in the municipality of Conde, Paraíba State. For this, satellite images were processed to remove clouds with the aim of obtaining the shoreline. The methodology used for cloud identification and removal proved to be efficient, allowing the use of images that would otherwise be discarded. After obtaining the instantaneous coastal lines, the probability map was calculated, aiming to obtain representative coastal lines for each annual group of images. The long-term analysis (1985–2022) revealed that 62.01% of transects showed erosion. The mid-term analysis, using the endpoint rate, showed a progressive increase in erosion in certain areas, possibly due to an increase in human activities. Predictions for 2032 and 2042, using the Kalman filter, indicate the continuation of erosive trends, particularly in areas identified as highly vulnerable.

Keywords: Coastal line. Remote sensing. Coastal erosion. Coastal accretion

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Tipos de sensoriamento remoto (a) passivo; b) ativo	16
Figura 2 – Espectro Eletromagnético	17
Figura 3 – Características e informações dos satélites Landsat.....	18
Figura 4 – Movimento orbital dos satélites Landsat	19
Figura 5 – Porcentagem média global de cobertura de nuvens calculada com base em todas as imagens Landsat 8 adquiridas entre setembro de 2013 e agosto de 2017	23
Figura 6 – Processo erosivo costeiro devido a eventos naturais.....	27
Figura 7 – Efeitos da erosão nas construções em áreas costeiras	28
Figura 8 – Localização da área costeira do município do Conde/PB.....	35
Figura 9 – Divisão da área costeira do Conde/PB em zonas	36
Figura 10 – Fluxograma dos métodos	38
Figura 11 - Sequência de leitura e exemplo de coordenadas de <i>pixels</i>	41
Figura 12 – Princípio e efeito da convolução utilizando o kernel gaussiano. a) Resultado da detecção de borda sem filtragem gaussiana; b) Resultado de detecção de borda com filtragem gaussiana; e c) Processo de convolução com kernel gaussiano.....	43
Figura 13 - Kernel Sobel na direção horizontal (K_x) e vertical (K_y)	44
Figura 14 – Processo de rastreamento de borda por histerese	45
Figura 15 – Processo de obtenção do mapa de probabilidade	46
Figura 16 – Posição da linha base definida para criação dos transectos	47
Figura 17 – Distribuição dos transectos gerados por zona de estudo.....	48
Figura 18 – Relação entre as estatísticas de alteração de linha costeira: movimento líquido da linha costeira (NSM), taxa de ponto final (EPR) e envelope de alteração da linha costeira (SCE) – Exemplificação	50
Figura 19 – Distância da linha de base versus a data da linha costeira em relação à regressão da taxa de regressão linear (LRR) - Exemplificação	51
Figura 20 – Distância da linha de base versus a data da linha costeira em relação à regressão linear ponderada (WLR) - Exemplificação	52
Figura 21 – Dados de alteração da linha costeira plotados como distância da linha de base (metros) versus a data da linha costeira (anos) destacando-se o cálculo do erro padrão da regressão linear (LSE) – Exemplificação	54

Figura 22 – Dados de alteração da linha costeira plotados como distância da linha de base (metros) versus a data da linha costeira (anos) destacando-se o cálculo da estatística do intervalo de confiança percentual – Exemplificação	55
Figura 23 – Previsão da linha costeiras a e incerteza derivada do modelo de filtro de Kalman - Exemplificação	56
Figura 24 – Processo de obtenção da linha costeiras instantânea.....	57
Figura 25 – Mapas de probabilidade e linhas costeiras obtidas para cada ano de estudo	58
Figura 26 – Modificação espacial e gráfica da linha costeira a longo prazo (1985–2022) nas zonas de estudo, por meio do método WLR.....	60
Figura 27 – (a) Direção das ondas e do vento no litoral do Conde/PB, (b) Rosa dos ventos para a PB.....	61
Figura 28 – Modificação espacial da linha costeira a médio prazo nas zonas de estudo, a partir da taxa de ponto final (EPR)	63
Figura 29 – Modificação gráfica da linha costeira a médio prazo nas zonas de estudo, a partir da taxa de ponto final (EPR)	64
Figura 30 – Distribuição gráfica da taxa EPR entre o ano 2022 e os anos de previsão: 2032 e 2042	66
Figura 31 – Distribuição espacial da taxa (EPR) calculada entre o ano 2022 e os anos de previsão: 2032 e 2042.....	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo das taxas de alterações da linha costeiras calculadas de cada zona estudada, para análise de longo prazo (1985–2022) a partir da regressão linear ponderada (WLR).....	59
Tabela 2 – Resumo das taxas de alterações da linha costeiras calculadas de cada zona estudada, para análise de médio a partir da taxa de ponto final (EPR)	62
Tabela 3 – Resumo das taxas de alterações da linha costeiras calculadas de cada zona estudada, para a previsão de 10 anos (2032) e 20 anos (2042), a partir da taxa de ponto final (EPR)	65

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Índice NDSI	39
Equação 2 – Índice NDWI	40
Equação 3 – Fórmula bidimensional gaussiana.....	42
Equação 4 – Magnitude do gradiente (G).....	44
Equação 5 – Ângulo de inclinação (θ)	44
Equação 6 – Mapa de probabilidade (Fp))	46
Equação 7 – Fórmula do peso (w) no índice WLR	51
Equação 8 – Índice EPRinc).....	52
Equação 9 – Distância prevista (y)	53
Equação 10 – Erro padrão de estimativa	53

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	JUSTIFICATIVA	12
1.2	OBJETIVOS	14
1.2.1	Objetivo Geral	14
1.2.2	Objetivos Específicos	14
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1	SENSORIAMENTO REMOTO	16
2.1.1	Tipos de sensoriamento remoto: passivo e ativo	16
2.1.2	Satélites Orbitais: série Landsat	18
2.1.3	Processamento de imagens de satélites: tratamento de nuvens/sombra	23
2.1.4	Uso das imagens de satélites: principais áreas de aplicação	25
2.2	A DINÂMICA DAS ÁREAS COSTEIRAS	26
2.2.1	Linha costeira: fatores que a modifica	27
2.2.2	Gestão da zona costeira: importância do monitoramento	28
2.2.3	Análise da linha costeira: fonte de dados	29
2.2.3.1	Dados In Situ	30
2.2.3.2	Dados de Observação da Terra	30
2.2.4	Análise da linha costeira: ferramentas e métodos	31
2.2.4.1	Métodos de extração da linha costeira	32
2.2.4.2	Ferramentas para a monitoramento costeiro	33
3	MATERIAS E MÉTODOS	35
3.1	ÁREA DE ESTUDO	35
3.2	FLUXOGRAMA DOS MÉTODOS	37
3.3	DADOS	38

3.4	IDENTIFICAÇÃO E REMOÇÃO DE NUVENS	39
3.5	EXTRAÇÃO DA LINHA COSTEIRA	41
3.5.1	Detecção instantânea de linha costeira	41
3.5.1.1	Redução de ruído por meio da convolução gaussiana de Kernel	42
3.5.1.2	Cálculo do gradiente.....	43
3.5.1.3	Supressão não máxima	44
3.5.1.4	Limite duplo	44
3.5.1.5	Rastreamento de borda por histerese	45
3.5.2	Linha costeira anual representativa	46
3.5.2.1	Mapa característico de probabilidade.....	46
3.5.2.2	Classificação Jenks e vetorização das imagens.....	46
3.6	MONITORAMENTO DA LINHA COSTEIRA	47
3.6.1	Aplicação do DSAS	47
3.6.2	Taxas estatísticas do DSAS	49
3.6.2.1	Movimento líquido da linha costeira e Taxa de ponto final.....	49
3.6.2.2	Envelope de alteração da linha costeira	49
3.6.2.3	Taxa de regressão linear	50
3.6.2.4	Regressão Linear Ponderada	51
3.6.2.5	Incerteza da taxa de ponto final.....	52
3.6.2.6	Erro padrão da estimativa.....	53
3.6.2.7	Intervalo de Confiança	54
3.6.3	Previsão da linha costeira no DSAS	55
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	57
4.1	OBTENÇÃO DAS LINHAS COSTEIRAS ANUAIS REPRESENTATIVAS.....	57
4.2	MONITORAMENTO DAS MUDANÇAS COSTEIRAS	59
4.2.1	Análise de longo prazo	59
4.2.2	Análise de médio prazo	62

4.3	PREVISÃO DA LINHA COSTEIRA.....	65
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	67
5.1	CONCLUSÕES.....	67
5.2	RECOMENDAÇÕES	68
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	70

1 INTRODUÇÃO

1.1 JUSTIFICATIVA

A elevação do nível do mar, devido ao aumento da temperatura global, vem afetando as regiões costeiras, causando mudanças consideráveis no litoral ao longo do tempo. Essas modificações prejudicam o ecossistema costeiro e causa a degradação da terra em algumas áreas. Cerca de 80% das costas de todo o mundo sofre uma taxa de erosão de 1,0 cm/ano a 30 m/ano, resultando em degradação severa das linhas costeiras (SAM e GURUGNANAM, 2022). Além da influência direta do mar, com ação das ondas e das marés, as regiões costeiras estão submetidas a outras ações naturais como chuvas intensas, salinidade, ventos e declividades acentuadas que levam a intensas modificações físicas, tornando a região instável geomorfologicamente.

Além dos agentes naturais, a ação antrópica também modifica os territórios costeiros. As áreas litorâneas do mundo inteiro são focos de forte povoamento humano. Cerca de 20% da população mundial vive a 25 km da costa e o número de cidades costeiras quintuplicou nos últimos 70 anos (FOTI *et al.*, 2022). No Brasil, a ocupação dos municípios litorâneos tem se intensificado nas últimas décadas devido a três fatores principais: a urbanização, a industrialização e a exploração turística (ROSA, 2017). Essa expansão dos assentamentos costeiros trouxe intervenções humanas que afetam diretamente o ambiente litorâneo, com a construção de edifícios e estruturas portuárias. Essa realidade torna essas zonas mais vulneráveis a fenômenos naturais como cheias, tempestades marítimas e à erosão ao longo do tempo, prejudicando a infraestrutura e a paisagem natural.

Assim como no contexto brasileiro, a região litorânea do estado da Paraíba tem vivenciado o avanço do mar e a expansão populacional, causando alterações em sua orla e afetando a infraestrutura local. O município do Conde, localizado na área Sul da Paraíba, é uma região de crescente desenvolvimento social e econômico. Nos últimos anos tem-se observado um aumento da ocupação humana sobre regiões de falésias litorâneas, principalmente pela evolução do turismo local, com a construção de pousadas, hotéis e condomínios de veraneio. A tendência de aumento da economia e do turismo e a expansão marítima crescente torna essa região vulnerável a desastres que afetam a sociedade em todos os aspectos (ANJOS *et al.*, 2012; ROSA *et al.*, 2016).

No gerenciamento das áreas costeiras, ações de controle da erosão devido à ação marítima vem sendo desenvolvidas pelos gestores públicos, com a elaboração de obras de

engenharia para conter o avanço do mar, como a construção de quebra-mares e projetos de alargamento de faixa de areia das praias. Todavia, as consequências dessas ações devem ser bem avaliadas, pois podem causar grandes impactos ambientais por alterarem o fluxo natural de correntes e ondas, influenciando os recifes de corais e o padrão natural dos processos de erosão e acreção (SANTOS *et al.*, 2021). Dessa forma, é necessário a disponibilidade de informações concretas sobre as áreas litorâneas para auxiliar no estudo de soluções que tragam mais benefícios do que malefícios para o ambiente costeiro.

Diante disso, é essencial a realização de pesquisas que estudam as modificações das áreas costeiras, entendendo sua dinâmica e tendência ao longo dos anos. O mapeamento ativo e consistente das linhas costeiras auxilia na implementação de estratégias de planejamento proativo de proteção e gerenciamento de recursos costeiros, permitindo que as partes interessadas planejem a implantação de edificações futuras, bem como o desenvolvimento de melhores sistemas de gestão de desastres, buscando reduzir a erosão costeira e minimizar as mudanças físicas e as perdas sociais e econômicas (HALDER *et al.*, 2022). Nesse contexto, há poucos estudos sobre a dinâmica da mudança costeira no estado da Paraíba, em especial no município do Conde, necessitando com urgência de pesquisas sistemáticas que forneçam dados sobre as modificações costeiras e tendências ao longo dos anos.

No estudo das áreas costeiras, ferramentas de geoprocessamento e dados obtidos por sensoriamento remoto estão cada vez mais sendo utilizados. Segundo FOTI *et al.* (2022), existem três motivos principais da ampla utilização das imagens de satélite para o estudo das regiões litorâneas: a maioria das imagens são disponíveis gratuitamente, as imagens possuem boa interface com o Sistema de Informação Geográfica (SIG) e há a disponibilidade de dados em bandas espectrais de infravermelho, o que auxilia na definição da interface água e terra. Além disso, os satélites fornecem imagens multitemporais que possibilitam o monitoramento de curto e longo prazo, permitindo identificar de forma precisa a posição da linha de costa para estudar as modificações ao longo dos anos e para realizar previsões futuras de posição. Assim, o sensoriamento remoto se apresenta como ferramenta essencial para o monitoramento de áreas litorâneas, auxiliando no desenvolvimento de políticas públicas para mitigar possíveis problemas no litoral (APOSTOLOPOULOS e NIKOLAKOPOULOS, 2021).

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Analisar as mudanças de médio e longo prazo (1985–2022) da linha costeira ao longo do município do Conde/PB e realizar previsões de posições futuras, a partir de imagens obtidas por sensoriamento remoto e aplicação de métodos estatísticos.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Obter linhas costeiras anuais representativas que possibilitem a análise eficiente das mudanças temporais e espaciais ao longo dos anos;
- Investigar a resiliência e a vulnerabilidade das áreas costeiras a partir da análise do comportamento de erosão e acreção, em período de médio (décadas) e longo prazo (1985 a 2022);
- Identificar áreas de maior vulnerabilidade e risco de erosão, por meio da previsão da linha costeira para 2032 e 2042, a fim de orientar a elaboração de políticas públicas e estratégias de adaptação e mitigação de riscos.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho está estruturado em cinco capítulos. No primeiro capítulo é apresentada a temática de estudo, trazendo uma contextualização sobre as áreas costeiras e discussão acerca da problemática associada, destacando a importância e justificativa para seu estudo. Nesse capítulo introdutório também são descritos os objetivos que guiaram o desenvolvimento da pesquisa.

O segundo capítulo abrange a fundamentação teórica, descrevendo os principais conceitos e conhecimentos acerca dos métodos utilizados no estudo das áreas costeiras. Esse capítulo inicia abordando sobre o sensoriamento remoto, sendo apresentada a importância do uso das imagens de satélites em diversas áreas de estudo, indicando suas características, a forma de obtenção, áreas de aplicação e o processamento prévio para tratamento de nuvens. Em seguida se discute sobre a dinâmica da área costeira, indicando os fatores que a modifica, a importância do seu monitoramento e as fontes de dados e ferramentas utilizadas para seu estudo.

No terceiro capítulo tem-se a exposição dos materiais e métodos da pesquisa, caracterizando a área de estudo escolhida e descrevendo os dados selecionados, indicando a quantidade de imagens utilizadas, a forma de obtenção e intervalo de tempo analisado. Nesse capítulo também é apresentada a descrição detalhada dos métodos utilizados para o tratamento de nuvens das imagens, bem como as ferramentas, equações e taxas estatísticas aplicadas para a extração, monitoramento e previsão da linha costeira.

No capítulo quatro, são apresentados os resultados que foram obtidos da pesquisa, discutindo os mapas e valores estatísticos resultantes da aplicação dos métodos e realizando a análise da dinâmica costeira do Conde ao longo dos anos. No quinto e último capítulo se encontram as considerações finais acerca do estudo realizado, com observações sobre os principais resultados e sugestões para pesquisas futuras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 SENSORIAMENTO REMOTO

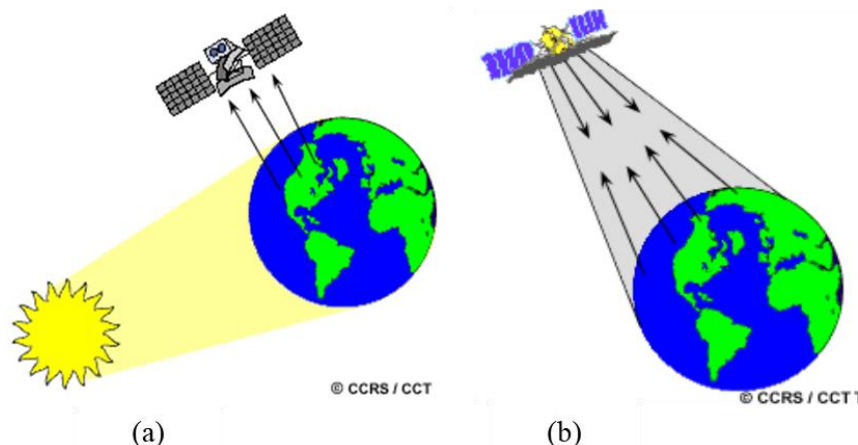
O sensoriamento remoto se apresenta como uma ferramenta importante para aquisição de dados, em sua essência significa observar algo à distância. Diante disso, o sensoriamento remoto permite, por meio dos satélites que orbitam no espaço, observar a terra à distância e obter informações que ajudam os cientistas a estudar grandes extensões do planeta em diversos aspectos. Há muitos satélites em órbita terrestre escaneando o planeta e gerando dados de diferentes maneiras, cada um com um propósito específico (GLOBAL FLOREST LINK, 2021).

2.1.1 Tipos de sensoriamento remoto: passivo e ativo

A geração das imagens por meio do sensoriamento remoto ocorre a partir das seguintes etapas: (i) A energia eletromagnética é refletida na superfície da Terra e chega até o sensor do satélite; (ii) O satélite coleta e registra informações sobre a energia emitida; (iii) A informação é transmitida para uma estação receptora na forma de dados que são processados em uma imagem.

Os satélites utilizam diferentes tipos de sensores para coletar a radiação eletromagnética que é refletida pela terra, podendo ser de forma passiva ou ativa. Os sensores passivos coletam a radiação solar que é naturalmente refletida pela Terra, não necessitando de energia adicional (Figura 1a). Enquanto, os sensores ativos emitem radiação própria e analisam como essa radiação é refletida pela Terra, requerendo uma quantidade expressiva de energia (Figura 1b).

Figura 1 – Tipos de sensoriamento remoto (a) passivo; b) ativo

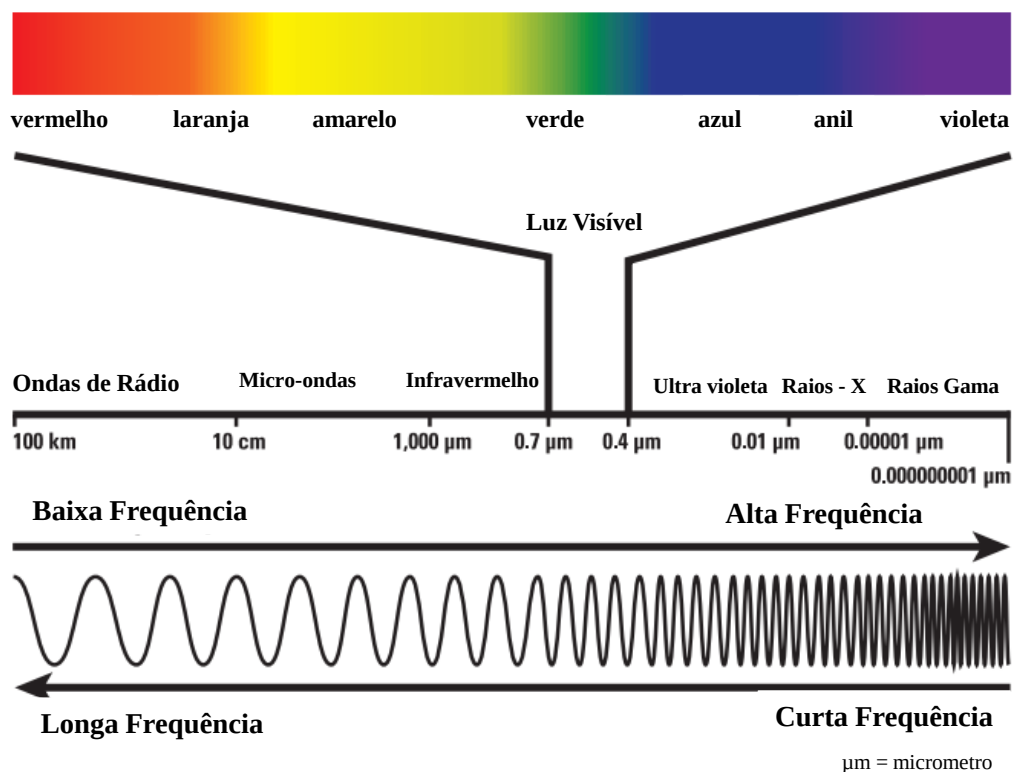


Fonte: CCRS (2007).

Apesar dos sensores passivos possuírem a vantagem de não necessitar de energia adicional para obter informação, eles são limitados na detecção noturna, pois só podem ser usados em regiões da Terra que estejam com a iluminação do Sol. Dessa forma, os sensores ativos são mais vantajosos, pois além de emitir tipos de radiação que o sol não fornece, podem ser utilizados durante todo o dia, mesmo sob condições de nuvens e neblina pesadas (UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS), 2016; JENICE AROMA E RAIMOND, 2016).

Os sensores registram as informações em diferentes porções do espectro eletromagnético, que é medido em comprimento de onda, sendo capazes de detectar ondas de energia que não são percebidas pelos humanos. O olho humano só consegue ver a luz visível, que são as cores pertencentes ao arco-íris, enquanto que os sensores de satélites são capazes de detectar também a luz ultravioleta e infravermelho (Figura 2). Quando as imagens obtidas por satélites são geradas, essas parcelas de luz “invisíveis” são representadas por cores visíveis, o que possibilita enxergar muitas informações importantes em formato de imagens (UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS), 2016).

Figura 2 – Espectro Eletromagnético

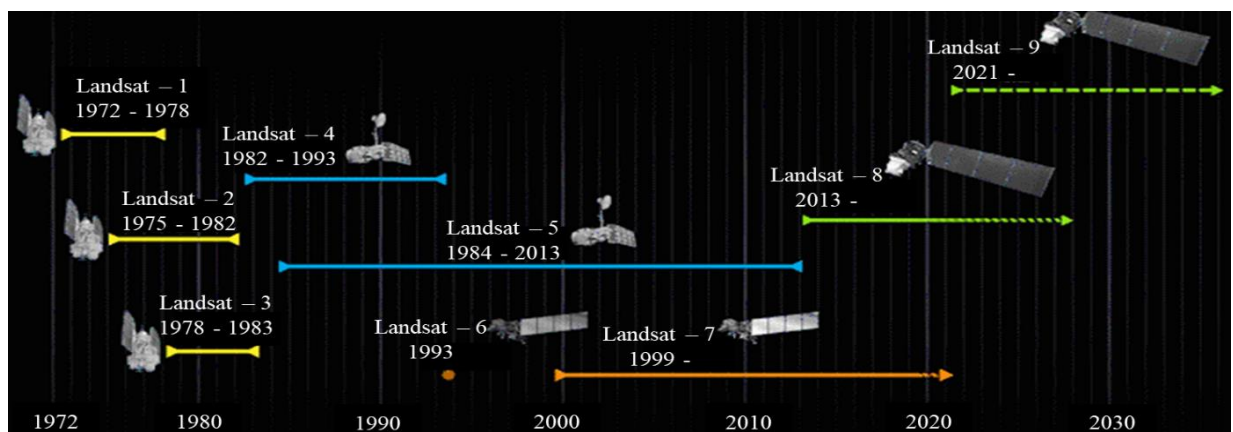


Fonte: adaptado de USGS (2016).

2.1.2 Satélites Orbitais: série Landsat

O uso de imagens de satélites iniciou em 1972 com o lançamento do projeto ERTS-1, que em 1975 passou a se denominar LANDSAT - 1. Esse foi o primeiro satélite de sensoriamento remoto do mundo, operou por cinco anos e adquiriu mais de 300.000 imagens com dados de cobertura da superfície terrestre. Esse projeto foi desenvolvido pela Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA - *National Aeronautics and Space Administration*), com o objetivo de observar os recursos naturais terrestres. Com o passar dos anos, foram lançados mais oito satélites da série Landsat, todos com imagens multiespectrais. Dentre eles o Landsat 6, lançado em 5 de outubro de 1993, falhou por não atingir a velocidade necessária para entrar em órbita. Na Figura 3 estão apresentadas as características e anos de operação de cada satélite da série (INPE, 2023).

Figura 3 – Características e informações dos satélites Landsat



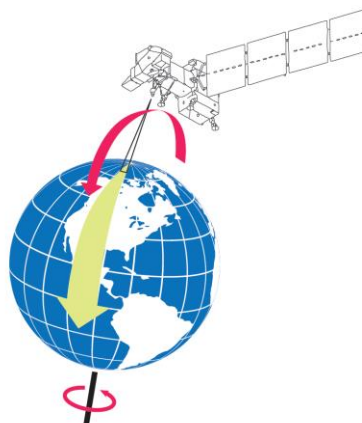
	LANDSAT- 1	LANDSAT-2	LANDSAT- 3	LANDSAT- 4	LANDSAT- 5	LANDSAT- 7	LANDSAT- 8	LANDSAT- 9
Instrumento /Sensor	RBV e MSS	RBV e MSS	RBV e MSS	MSS e TM	MSS (até Ago/1995) e TM	ETM +	OLI e TIRS	OLI-2 e TIRS-2
Lançamento	23/07/1972	22/01/1975	05/03/1978	16/07/1982	01/03/1984	15/04/1999	02/11/2013	27/09/2021
Situação Atual	Inativo (06/01/1978)	Inativo (25/02/1982)	Inativo (31/03/1983)	Inativo (1993)	Inativo (22/11/2011)	Ativo com Restrição	Ativo	Ativo
Faixa Imageada	185 km	185 km	185 km	185 km	185 km	185 km	185 km	185 km
Tempo de Duração da Órbita	103,27 min	103,27 min	103,27 min	98,20 min	98,20 min	98,9 min	99 min.	99 min.
Período de Revisita	18 dias	18 dias	18 dias	16 dias	16 dias	16 dias	16 dias	16 dias
Resolução Espacial	80 x 80 m	80 x 80 m	RBV: 30 x 30 m MSS: 57 x 79 m	80 x 80 m	MSS: 80 x 80 m TM: 30 x 30 m	PAN: 15 x 15 m Infra vermelho: 30 x 30 m Térmica: 60 x 60 m	PAN: 15 x 15 m Multiespectral: 30 x 30 m Térmica: 100 x 100 m reamostrada para 30 x 30 m	PAN: 15 x 15 m Multiespectral: 30 x 30 m Térmica: 100 x 100 m

Fonte: Adaptado do site da INPE e NASA (2023).

Atualmente, dois satélites estão em operação o Landsat 8 e Landsat 9. O Landsat 9 foi lançado em 27 de setembro de 2021 para substituir o Landsat 7, entrando em órbita oito dias defasado do Landsat 8. Assim, o tempo de revisita combinado do Landsat 8 + Landsat 9 para coleta de dados é a cada oito dias. Esses dois últimos satélites, são radiometricamente e geometricamente melhores do que os Landsats da geração anterior, têm uma capacidade de imagem maior, permitindo que dados mais valiosos sejam adicionado ao arquivo terrestre global Landsat - cerca de 1.400 cenas por dia (NASA, 2023a).

Esses satélites estão em órbita polar, 705 quilômetros acima da superfície terrestre. A medida em que orbitam o planeta de polo a polo parecem se mover de Leste a Oeste devido a rotação da Terra. Assim, a combinação do movimento da Terra e do satélite permitem a visualização da maior parte do planeta (Figura 4). Eles completam uma órbita a cada 99 minutos, realizando 14 ½ órbitas por dia. Dessa forma, cada satélite demora 16 dias para obter imagens de todo o globo.

Figura 4 – Movimento orbital dos satélites Landsat



Fonte: USGS (2016).

Com a evolução tecnológica, os sensores usados para coletar os dados em satélites foram evoluindo e sofrendo melhorias. A seguir estão apresentados a evolução dos principais sistemas de sensores orbitais presentes nos satélites da série Landsat.

Sensor RBV (*Return Beam Vidicon*)

O sensor RBV operou nos satélites Landsat 1 e 2 e adquiriu aproximadamente 1.600 subcenas com resolução terrestre de 80 x 80 metros. A configuração inicial do sensor RBV usou três câmeras independentes, cada uma detectando um comprimento de onda espectral diferentes:

- Banda 1 - Azul-esverdeado visível (475–575 μm);

- Banda 2 - Vermelho-alaranjado visível (580–680 μm);
- Banda 3 - Vermelho visível a infravermelho próximo (690–830 μm).

O sensor RBV utilizou instrumentos de tubo vidicon contendo um canhão de elétrons que lê imagens de uma placa frontal fotocondutora semelhante a câmeras de televisão. O RBV deveria ser o instrumento principal do Landsat 1, porém os dados do MSS (*MultiSpectral Scanner*) foram considerados superiores. Além disso, o instrumento RBV foi a fonte de um transiente elétrico que fez com que o satélite perdesse brevemente o controle de altitude. Dessa forma, foi necessário desligar o instrumento RBV para manter a operação do satélite (USGS, 2018).

Sensor MSS (*MultiSpectral Scanner*)

O sensor MSS era um dispositivo de varredura de linha, observando a terra perpendicularmente à trilha orbital. A varredura cruzada era realizada por um espelho oscilante; seis linhas eram escaneadas simultaneamente em cada uma das quatro bandas espectrais para cada varredura de espelho. O movimento para a frente do satélite fornecia a progressão da linha de varredura ao longo da trilha. Os cinco primeiros Landsats carregaram o sensor MSS que respondia à luz solar refletida na Terra em quatro bandas espectrais, com resolução terrestre de 80 x 80 metros em quatro bandas espectrais:

- Banda 4 - Verde visível (0,5 a 0,6 μm);
- Banda 5 - Vermelho visível (0,6 a 0,7 μm);
- Banda 6 - Infravermelho próximo (0,7 a 0,8 μm);
- Banda 7 - Infravermelho próximo (0,8 a 1,1 μm).

O Landsat 3 carregava um sensor MSS com uma banda adicional, designada banda 8, que respondia à radiação infravermelha térmica (calor) (NASA, 2023d).

Sensor TM (*Thematic Mapper*)

O sensor TM foi transportado nos Landsats 4 e 5. Consiste em um sensor de recursos terrestres de varredura multiespectral avançado, projetado para obter maior resolução de imagem, separação espectral mais nítida, fidelidade geométrica aprimorada e maior precisão e resolução radiométrica do que o sensor MSS. A resolução espectral e espacial aprimorada desse sensor permitiu que o instrumento visse o solo com mais detalhes e incluísse uma faixa térmica (USGS, 2018a). Os arquivos de dados possuem resolução espaciais de 30 x 30 metros (refletivo)

e 120 x 120 metros (térmico), consistindo em sete bandas espectrais, incluindo uma banda térmica:

- Banda 1 - Visível (0,45–0,52 μm) (30 x 30 m);
- Banda 2 - Visível (0,52–0,60 μm) (30 x 30 m);
- Banda 3 - Visível (0,63–0,69 μm) (30 x 30 m);
- Banda 4 - Infravermelho próximo (0,76–0,90 μm) (30 x 30 m);
- Banda 5 - Infravermelho próximo (1,55–1,75 μm) (30 x 30 m);
- Banda 6 - Térmica (10,40–12,50 μm) (120 x 120 m);
- Banda 7 - Infravermelho médio (IR) (2,08–2,35 μm) (30 x 30 m).

Sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*)

O sensor ETM + é um radiômetro fixo de varredura multiespectral capaz de fornecer informações de imagens de alta resolução da superfície da Terra. Ele detecta radiação filtrada espectralmente na porção visível e infravermelha próxima (VNIR - *Visible and Near-Infrared*), infravermelho de ondas curtas (SWIR - *Short-Wave Infrared*), infravermelha de onda longa (LWIR - *Long-wave infrared*) e bandas pancromáticas da Terra iluminada pelo Sol, em uma faixa de 183 km de largura orbitando a uma altitude de 705 km (NASA, 2023c). O sensor ETM+ está presente no Landsat 7, sendo uma versão aprimorada dos instrumentos *Thematic Mapper* que estavam a bordo do Landsat 4 e Landsat 5. O ETM+ contém oito bandas espectrais, incluindo uma pancromática (15 x 15 m) e uma térmica (60 x 60 m):

- Banda 1 - Azul (0,45–0,52 μm) (30 x 30 m);
- Banda 2 - Verde (0,52–0,60 μm) (30 x 30 m);
- Banda 3 - Vermelho (0,63–0,69 μm) (30 x 30 m);
- Banda 4 - Infravermelho próximo (0,77–0,90 μm) (30 x 30 m);
- Banda 5 - Infravermelho de onda curta (1,55–1,75 μm) (30 x 30 m);
- Banda 6 - Térmica (10,40–12,50 μm) Baixo Ganho / Alto Ganho (60 x 60 m);
- Banda 7 - Infravermelho médio (2,08–2,35 μm) (30 x 30 m);
- Banda 8 - Pancromática (PAN) (0,52–0,90 μm) (15 x 15 m).

Sensor OLI (*Operational Land Imager*)

O sensor OLI é uma das ferramentas presentes no Landsat 8. É capaz de medir nas porções visível, infravermelha próxima e infravermelha de ondas curtas do espectro. Para o

satélite Landsat 9 o sensor OLI foi aprimorado para o OLI-2, ele permite fazer o *downlink* dos dados de 14 *bits* do OLI-2, em comparação com os dados de 12 *bits* do OLI no Landsat 8, levando a observações aprimoradas de regiões mais escuras, como florestas e águas costeiras.

O *design* da OLI é uma tecnologia avançada dos sensores Landsat. Instrumentos em satélites Landsat anteriores empregavam espelhos de varredura para varrer os campos de visão do instrumento em toda a largura da faixa da superfície e transmitir luz para alguns detectores. Em vez disso, o OLI usa matrizes de detectores longos, com mais de 7.000 detectores por banda espectral, alinhados em seu plano focal para visualizar toda a faixa. Esse *design* de “vassoura” resulta em um instrumento mais sensível, fornecendo informações aprimoradas da superfície terrestre com menos partes móveis (NASA, 2023b).

Os sensores OLI e OLI-2 contam com nove bandas espectrais, incluindo uma Pancromática:

- Banda 1- Aerossol Costeiro (0,43–0,45 μm) (30 x 30 m);
- Banda 2 - Azul (0,450–0,51 μm) (30 x 30 m);
- Banda 3 - Verde (0,53–0,59 μm) (30 x 30 m);
- Banda 4 - Vermelho (0,64–0,67 μm) (30 x 30 m);
- Banda 5 - Infravermelho próximo (0,85–0,88 μm) (30 x 30 m);
- Banda 6 - SWIR 1 (1,57–1,65 μm) (30 x 30 m);
- Banda 7 - SWIR 2 (2,11–2,29 μm) (30 x 30 m);
- Banda 8 - Pancromática (PAN) (0,50–0,68 μm) (15 x 15 m);
- Banda 9 - Cirrus (1,36–1,38 μm) (30 x 30 m).

Sensor TIRS (*Thermal Infrared Sensor*)

O sensor TIRS foi adicionado a missão Landsat 8 com a função de medir a temperatura da superfície terrestre. No Landsat 9 o TIRS-2 tem a capacidade de detectar uma faixa de intensidade maior do que o Landsat 8, fornecendo uma versão aprimorada do instrumento TIRS no Landsat 8, melhorando a confiabilidade e corrigindo problemas conhecidos de luz dispersa.

O TIRS usa fotodetectores infravermelhos de poço quântico (QWIPs - *Quantum Well Infrared Photodetectors*) para detectar longos comprimentos de onda de luz emitida pela Terra, cuja intensidade depende da temperatura da superfície. Esses comprimentos de onda, chamados de infravermelho térmico, estão muito além do alcance da visão humana. Os QWIPs são uma nova alternativa de baixo custo à tecnologia infravermelha convencional (NASA, 2023e).

As duas bandas espectrais dos sensores TIRS e TIRS-2 são:

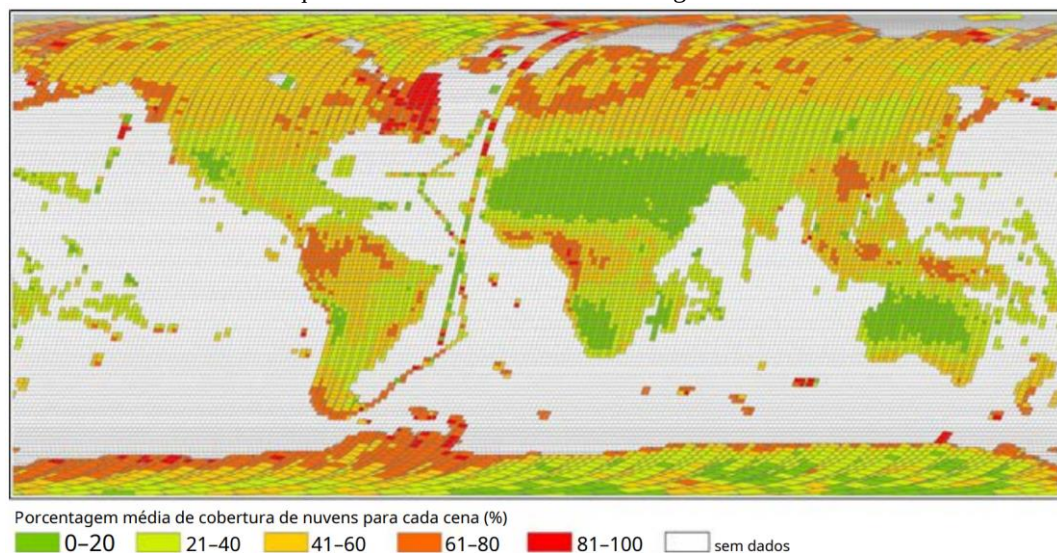
- Banda 10 - TIRS 1 (10,6–11,19 μm) (100 x 100 m);
- Banda 11 - TIRS 2 (11,5–12,51 μm) (100 x 100 m).

2.1.3 Processamento de imagens de satélites: tratamento de nuvens/sombra

Com o avanço da tecnologia de sensoriamento remoto, as imagens óticas de satélites estão se tornando gradualmente o principal meio de monitoramento contínuo da superfície da Terra. Entretanto, os satélites são sensíveis à iluminação e às condições atmosféricas, especialmente nuvens (FUNCTIONS, 2022). Dessa forma, as imagens de sensoriamento remoto óptico são frequentemente contaminadas por nuvens e sombras de nuvens, impactando as observações terrestres de forma inevitável. De acordo com a análise dos dados do USGS, a cobertura média global de nuvens nas imagens de satélites é de aproximadamente 66%, representando mais da metade da superfície observável da Terra (MAO *et al.* 2019).

A Figura 5 ilustra a cobertura média global de nuvens calculada com base em todas as imagens diurnas disponíveis do Landsat 8, adquiridas entre setembro de 2013 e agosto de 2017 (ZHU *et al.*, 2019). Esse estudo foi realizado por meio das informações de cobertura de nuvens calculadas com base nos metadados das imagens Landsat 8 baixadas do USGS - *Landsat Bulk Metadata Service*. Segundo esse estudo, a cobertura média global de nuvens contida nas imagens do Landsat é de aproximadamente 41,59% e a presença de nuvens é mais intensa em regiões de florestas tropicais, enquanto para lugares áridos, como regiões desérticas ou secas, a cobertura de nuvens é relativamente baixa.

Figura 5 – Porcentagem média global de cobertura de nuvens calculada com base em todas as imagens Landsat 8 adquiridas entre setembro de 2013 e agosto de 2017



Portanto, a cobertura por nuvens nas imagensb de satélites provoca a falta de informações, deixando lacunas espaciais e temporais nos dados de observação da Terra. O que dificulta várias tarefas do monitoramento terrestre que necessitam dos dados de forma contínua para sua operação. Diante disso, a remoção de nuvens é um dos passos mais importantes no processamento de imagens de sensoriamento remoto óptico, se configurado uma etapa de pré-processamento necessária e essencial (SHEN *et al.*, 2015 ; LI *et al.*, 2023).

Nos últimos anos, os estudiosos desenvolveram uma grande quantidade de pesquisas sobre a problemática da presença de nuvens nas imagens de satélites. Muitos métodos de identificação de nuvens foram propostos e avaliados. Segundo Zhiwei *et al.* (2022) os métodos de detecção de nuvens podem ser divididos segundo os recursos envolvidos. O Quadro 1, resume as características típicas da nuvem/sombra da nuvem de diferentes domínios, de acordo com as quais, os recursos podem ser projetados e extraídos para detecção de nuvem e sombra de nuvens.

Quadro 1 - Características típicas de nuvens e sombras de nuvens de diferentes domínios

Carcterísticas	Nuvens	Sombras de nuvens
Domínio espectral	Claridade alta	Cor escura
	Cor branca	
	Baixa temperatura	
	Elevação alta	
Domínio espacial	Suavização espacial	Suavização espacial
	Borda fraca	Borda fraca
	Forma com complexidade relativamente baixa	Forma com complexidade relativamente baixa
	Esparsidade na distribuição	Esparsidade na distribuição
	Espacialmente adjacente à sombra da nuvem	Espacialmente adjacente à nuvem
	Semelhante em forma à sombra da nuvem	Semelhante em forma à nuvem
Domínio temporal	Um aumento acentuado na refletância	Um aumento acentuado na refletância

Fonte: adaptado de Zhiwei *et al.* (2022).

Com base nos recursos envolvidos, os algoritmos de detecção de nuvens e sombras de nuvens podem ser categorizados como métodos baseados em recursos espectrais, recursos espectro-espaciais, recursos espectro-temporais, recursos espectro-espaciais-temporais e recursos de várias fontes, que podem ser extraídos de dados monotemporais, multitemporais e de várias fontes.

Os métodos baseados em dados monotemporais são comumente usados em aplicações práticas e principalmente distinguem as regiões com nuvens/sombras de áreas com céu claro de acordo com suas propriedades espectrais e físicas ou com base em vários tipos de recursos discriminativos de domínio espacial e espectral extraídos de uma única imagem. Enquanto que os métodos baseados em dados multitemporais detectam nuvens/sombra comparando as diferenças de refletância entre a imagem coberta por nuvens e a imagem de referência sem nuvens, dado que a ocorrência de nuvens e sombras de nuvens levará a mudanças abruptas de refletância na série temporal da imagem (JEDLOVEC, HAINES e LAFONTAINE, 2008; GOODWIN *et al.*, 2013).

Geralmente, os métodos baseados em recursos de várias fontes superam os métodos monotemporais ao extrair informações úteis adicionais de dados auxiliares. Embora esses métodos mostrem potencial para melhorar a precisão da detecção de nuvens/sombras em casos extremos, a necessidade adicional de dados auxiliares limita sua ampla aplicação. Além disso, como os dados auxiliares geralmente possuem baixa resolução espacial, esses métodos são mais adequados para imagens de baixa e média resolução (ZHIWEI *et al.* 2022).

2.1.4 Uso das imagens de satélites: principais áreas de aplicação

As imagens geradas por satélites possuem grande importância, pois fornecem um acervo histórico de informações com dados valiosos para muitos estudos em diversas áreas, sendo utilizadas por diferentes usuários, como pesquisadores, estudantes e órgãos governamentais. Atualmente existem diversos tipos de satélites obtendo dados da terra, dentre eles, os satélites da série Landsat são os que possuem a mais extensa série de dados, fornecendo 50 anos de informações que são inestimáveis para analisar as mudanças históricas do planeta (GLOBAL FLOREST LINK, 2021).

Pode-se citar diversas áreas que são utilizados os dados de satélite, possibilitando o estudo de variados aspectos da Terra. As dados de sensoriamento remoto são aplicados no monitoramento de mudanças ambientais como clima (HUANG, LIU e LI, 2021; TEIXEIRA e AMORIM, 2022), cobertura florestal (DA CUNHA *et al.*, 2020; GUO *et al.*, 2022) poluição do ar (FAISAL, RAHMAN e HAQUE, 2022), monitoramento da temperatura terrestre (BALEW e KORME, 2020; GUHA e GOVIL, 2021), precipitação, seca e umidade; (WEI *et al.*, 2020; JUNG *et al.*, 2020; BRITO *et al.*, 2021)

As imagens de satélites também são utilizadas no estudo da saúde das plantas e crescimento de culturas, auxiliando no gerenciamento da agricultura (OON *et al.*, 2023; MARU

et al., 2023). Na geologia, com o estudo da topografia e geomorfologia da terra, possibilitando análise da evolução do relevo (GUO *et al.*, 2021; ABDELOUHED *et al.*, 2022). Na gestão de desastres relacionados com fenômenos naturais, geofísicos, meteorológicos, climatológicos hidrológicos e geológicos (TEODORO e DUARTE, 2022) como previsão de terremotos (ZHAO *et al.*, 2021; XIONG *et al.*, 2021). Bem como no planejamento urbano com a análise do uso e ocupação do solo (CRIADO *et al.*, 2020; CORREIA FILHO *et al.*, 2022).

As imagens obtidas por sensoriamento remoto também são muito utilizadas para o monitoramento e gestão de regiões costeiras, permitindo a obtenção de informações sobre as mudanças na costa ao longo do tempo. Os dados de satélite podem ser utilizados para avaliar o impacto do uso e ocupação do solo na região costeira (MANSOURMOGHADDAM *et al.*, 2022; ABIJITH e SARAVANAN, 2022). No estudo da poluição, detectando a presença de óleo, lixo e outros resíduos na costa (HONG *et al.*, 2022; ANDRIOLO *et al.*, 2022). No mapeamento de ecossistemas costeiros importantes como manguezais (SHARIFI; FELEGARI; TARIQ, 2022; PRIYONO, 2022). Sendo também aplicadas no monitoramento da erosão costeira ao longo do tempo (ANGNUURENG *et al.*, 2022; MARTÍNEZ *et al.*, 2022).

2.2 A DINÂMICA DAS ÁREAS COSTEIRAS

As áreas costeiras são regiões de grande importância ambiental, social e econômica. A paisagem litorânea é rica em variabilidade natural, sendo habitat para diversas espécies marinhas e costeiras. Esses ecossistemas desempenham um papel fundamental no equilíbrio ecológico e na manutenção da biodiversidade. A zona costeira também atua como uma barreira natural contra o avanço do mar. Essa função protetora é especialmente importante em países com alta densidade populacional e que possuem grande parte do território próximo ao mar (DAROLD, IRIGARAY, 2018; ALEXANDRA; LIMA, 2021; NIANG, 2022).

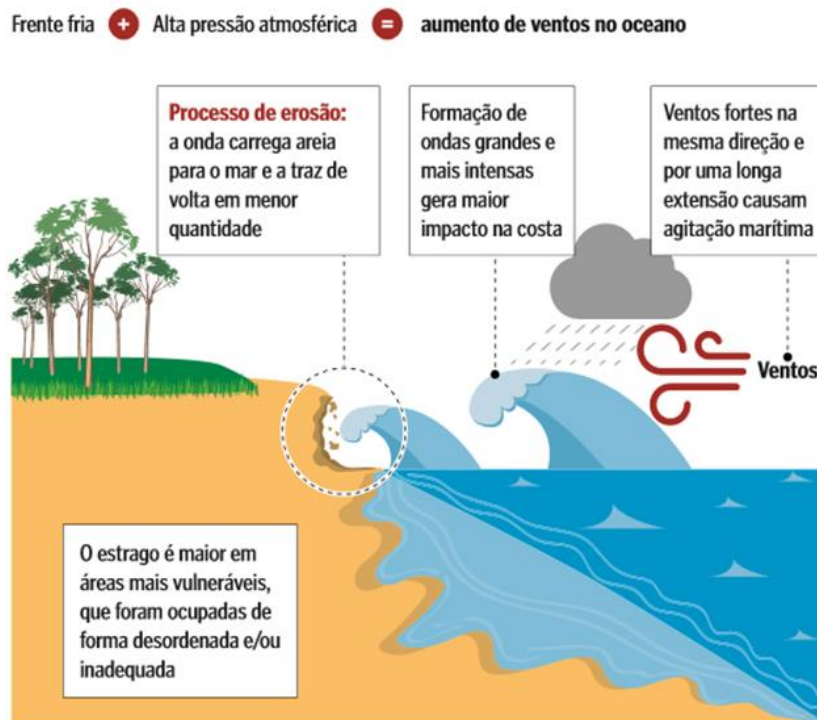
As zonas litorâneas são fontes de recursos econômicos, como pesca, turismo, comércio marítimo e exploração de petróleo e gás. Assim, são locais de extraordinária importância social e econômica, pois fornecem recursos de apreciável valor e geram, consequentemente, uma acentuada oferta de empregos. Além disso, as linhas costeiras, quando em equilíbrio, oferecem condições de proteção às edificações, às estradas e às obras localizadas nas proximidades, garantindo a segurança das moradias e dos complexos turísticos presentes na região. Dessa forma, o estudo das áreas litorâneas auxilia no gerenciamento sustentável dos recursos naturais, garantindo benefícios econômicos e sociais a longo prazo (NAMMALWAR, GOWRI e SATHEESH, 2013; NEUMANN *et al.*, 2015; BALASURIYA, 2018).

2.2.1 Linha costeira: fatores que a modifica

A linha de costa se apresenta como ambiente único, onde a atmosfera, a hidrosfera e a litosfera interagem entre si, podendo ser definida como o ponto da fronteira física entre a terra e a água. Apesar de essa ser uma definição simples, sua aplicação prática é desafiadora, pois a posição da linha costeira muda continuamente ao longo do tempo. As alterações costeiras podem ocorrer devido a dois fatores principais: fatores naturais e fatores humanos (HASSAN, RAHMAT, 2016; SAM e GURUGNANAM, 2022; ANKRAH, MONTEIRO e MADUREIRA, 2022).

A posição da linha de costa é modificada ao longo do tempo devido a processos costeiros e geomorfológicos que ocorrem de forma natural, como o movimento de sedimentos ao longo da costa e especialmente os processos dinâmicos dos níveis de água na fronteira costeira, como as ondas, marés, águas subterrâneas e elevação do nível do mar. Outros fatores que podem contribuir para as mudanças no litoral naturalmente são a ação do vento, as mudanças climáticas e a ocorrência de eventos extremos. A Figura 6 ilustra o processo de erosão devido a fenômenos naturais (ALESHEIKH, GHORBANALI e NOURI, 2007; ANKRAH; MONTEIRO; MADUREIRA, 2022).

Figura 6 – Processo erosivo costeiro devido a eventos naturais



Fonte: FRANCO (2019).

A dinâmica da linha de costa é diretamente influenciada pela erosão e acreção induzida não só por fenômenos naturais, mas também por ações antrópicas. O desenvolvimento da urbanização, turismo e construção de estruturas em regiões litorâneas, como portos, quebra-mar e esporões, modificam a linha costeira por meio da ação humana. Essas modificações tornam-se um problema quando há ocorrência de desequilíbrio, causando uma diminuição ou aumento significativo do solo que afeta os ecossistemas terrestres e aquático-marinhos circundantes. Essa questão não afeta apenas os aspectos biogeofísicos, mas também os aspectos sociais, econômicos e políticos (HASSAN; RAHMAT, 2016; SAM e GURUGNANAM, 2022). A Figura 7 ilustra causas e efeitos da erosão nas construções executadas próximas a áreas costeiras.

Figura 7 – Efeitos da erosão nas construções em áreas costeiras



Fonte: adaptado de LABMAR (2018).

2.2.2 Gestão da zona costeira: importância do monitoramento

A zona costeira é um local difícil de administrar, envolvendo um sistema natural dinâmico que tem sido cada vez mais estabelecido e pressionado por sistemas socioeconômicos em expansão. No mundo há um histórico problema de erosão costeira, devido aos impactos das alterações climáticas e aumento global do nível do mar. As consequências da deterioração das costas incluem a perda de vidas, a destruição de setores econômicos e a degradação dos ecossistemas costeiros e da biodiversidade. A extensão e a gravidade desses efeitos variam de

região para região (XU; GAO e NING, 2016; GHAZALI *et al.*, 2018; ANKRAH; MONTEIRO, MADUREIRA, 2022; MURRAY *et al.*, 2023).

Diante disso, a zona litorânea é uma área política sensível para os gestores, uma vez que fenômenos como a erosão e deslizamentos de terra afetam a estabilidade do ambiente natural e construído. Portanto, a detecção precisa e o monitoramento frequente das linhas costeiras são essenciais para entender os processos e a dinâmica de várias características costeiras. O mapeamento da linha costeira permite avaliar seus padrões espaço-temporais, contribuindo para o desenvolvimento sustentável da costa e auxiliando na gestão do planejamento urbano. Enquanto que a realização de previsões da linha de costa permite avaliar a vulnerabilidade, proteger a infraestrutura costeira, a segurança humana e os habitats naturais (BOAK; TURNER, 2005; LONG; PLANT, 2012; TIAN *et al.*, 2020).

A linha costeira é um fenômeno dependente do tempo que pode exibir variabilidade substancial de curto prazo e isso precisa ser cuidadosamente considerado ao determinar uma única posição. Dessa forma, a linha de costa deve ser considerada no sentido temporal, e a escala de tempo escolhida dependerá do contexto da investigação. Para o monitoramento das zonas litorâneas, deve-se extrair a linha costeira em vários momentos, pois tanto a sua gestão quanto o projeto de engenharia requerem informações sobre onde esta está no presente, onde esteve no passado e onde se prevê que esteja no futuro. Logo, uma compreensão das escalas de tempo da posição da linha costeira é essencial para a ciência, engenharia e gestores costeiros (BOAK; TURNER, 2005; BURNINGHAM e FERNANDEZ-NUNEZ, 2020; ANKRAH; MONTEIRO; MADUREIRA, 2022).

2.2.3 Análise da linha costeira: fonte de dados

Existem muitas fontes de dados para a análise de mudanças na linha costeiras. Esses dados podem ser provenientes de fotografias históricas da terra, mapas, cartas costeiras, fotografias aéreas, Sistema de Posicionamento Global (GPS), sensoriamento remoto, imagens multiespectrais/hiperespectrais, tecnologia LiDAR (*Airborne Light Detection and Ranging*) sensores de micro-ondas e imagens de vídeo. Cada uma dessas fontes de dados possui vantagens e desvantagens para a sua aplicação, sendo escolhidas de acordo com sua disponibilidade e metodologia de estudo utilizada. Segundo Ankrah, Monteiro e Madureira (2022) esses dados podem ser divididos em *in situ* e de observação terrestre.

2.2.3.1 Dados *in situ*

Os dados *in situ* são utilizados no monitoramento ambiental para medir vários parâmetros de forma direta, fornecendo informações precisas e em tempo real sobre o local de estudo, ajudando a identificar as mudanças ou tendência ao longo dos anos. No monitoramento do ambiente costeiro, os dados *in situ* podem ser usados para monitoramento da qualidade da água, medição de condições climáticas e monitoramento de sedimentos e parâmetros bentônicos (ARABI *et al.*, 2020; FISCHER *et al.*, 2021).

Os dados coletados de fontes *in situ*, como medidores de maré, marcadores geodésicos e Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs), popularmente conhecidos como drones, podem ser usados para monitorar a erosão costeira, avaliar a estabilidade do litoral e identificar áreas influenciadas pela erosão. Além disso, essas medições podem ser utilizadas como informações de base que para validar dados de sensoriamento remoto, fornecendo informações sobre as condições atuais da área costeira, a presença de vegetação, profundidade da água e outras características físicas que são essenciais para detectar mudanças no ambiente costeiro (JIANG; HAO; FU, 2016).

Os dados *in situ* podem também apoiar o desenvolvimento e a melhoria de modelos de inteligência artificial para extração de litoral e monitoramento de erosão costeira. Podendo ser aplicados para treinar modelos de aprendizado de máquina, validar sua precisão e ajudar a resolver problemas de escassez e heterogeneidade de dados (TSIAKOS; CHALKIAS, 2023).

2.2.3.2 Dados de Observação da Terra

Vários produtos de sensoriamento remoto têm sido usados com sucesso para monitorar mudanças na linha costeira em diferentes partes do mundo. O fornecimento contínuo de imagens de satélite, com alta frequência de aquisição e alta precisão espacial e espectral tem auxiliado no estudo das áreas costeiras. Dentre os dados obtidos por satélite pode-se citar as imagens de radar de abertura óptica e sintética (SAR - *Synthetic-Aperture Radar*), a partir dessas imagens pode-se extrair os diferentes reflexos e as propriedades de absorção que a terra e o mar têm na faixa espectral óptica e as diferentes propriedades de retroespalhamento que os caracterizam (em termos de intensidade de sinal, mecanismo de dispersão dominante e/ou distribuição estatística). Assim, a fronteira terrestre e marítima pode ser identificada simplesmente explorando os recursos inerentes desses sensores de imagem (BUONO *et al.*, 2022).

O programa Copernicus também é uma importante fonte de dados de observação da Terra. Dentre as missões desse programa está o Sentinel-2, que adquire sistematicamente imagens ópticas em alta resolução espacial (10 x 10 m a 60 x 60 m) sobre a terra e as águas costeiras. A missão é atualmente composta por dois satélites (Sentinel-2A e Sentinel-2B) que suportam uma ampla gama de serviços e aplicações, como monitoramento agrícola, gerenciamento de emergências, classificação da cobertura da terra ou qualidade da água (PHIRI *et al.*, 2020).

Outras missões de satélite também fornecem conjuntos de dados valiosos para aplicações de monitoramento ambiental e costeiro. As missões Landsat disponibilizam a série de imagens ópticas de mais longo período. A missão mais atual em operação é o Landsat 9, que, em conjunto com o Landsat 8, fornece oito bandas multiespectrais de 30 x 30 m, uma banda pancromática de 15 x 15 m e duas bandas espectrais de 100 x 100 m na região termal, com um tempo de revisita de 8 dias. Disponibilizando dados de alta resolução podendo suportar a realização de aplicações mais precisas (TSIAKOS; CHALKIAS, 2023).

2.2.4 Análise da linha costeira: ferramentas e métodos

Diferentes ferramentas para a análise da linha costeira foram desenvolvidas. Nos primeiros estudos realizados os métodos aplicados eram simples, pois as alterações das linhas de costas eram verificadas por meio de comparações diretas entre os mapas já existentes da região em estudo, sendo limitados com pouca ou nenhuma estimativa de precisão e incerteza. Durante a década de 1970, os métodos sofreram uma grande mudança devido ao avanço da tecnologia de computadores e do SIG. Essa evolução tecnológica permitiu a combinação de diversos tipos de dados, possibilitando o dimensionamento e correção de elementos geoespaciais bem como a digitalização das linhas costeiras, transformando a análise de mudança costeira em uma perspectiva mais computacional (BURNINGHAM e FERNANDEZ-NUNEZ, 2020; ANKRAH, MONTEIRO e MADUREIRA, 2022).

Diante disso, diferentes ferramentas e abordagens baseadas em SIG têm sido utilizadas no estudo da erosão e monitorização das alterações costeiras. Um método promissor e prático é extrair características da linha costeira a partir de imagens digitais de sensoriamento remoto. O sensoriamento remoto com tecnologia de sensor aprimorada, políticas de dados de acesso aberto e coleta de dados quase em tempo real tem a vantagem única de fornecer informações geograficamente irrestritas a um custo menor do que o monitoramento terrestre tradicional (SZUSTER; CHEN; BORGER, 2011).

Por mais de quatro décadas, o sensoriamento remoto contribuiu imensamente para o monitoramento costeiro, fornecendo informações oportunas e acessíveis em várias escalas geográficas. Os recursos do SIG fornecem uma visão única do passado para observar a dinâmica da linha costeira ao longo do tempo e usar esses dados históricos para modelar possíveis mudanças futuras na linha costeira. Na última década, as abordagens de análise e detecção de mudanças na linha de costa estão voltadas para a análise espaço-temporal de imagens de satélite de alta resolução (LUIJENDIJK *et al.*, 2018; MURRAY *et al.*, 2023).

Além dos métodos de sensoriamento remoto, o advento do aprendizado de máquina e técnicas baseadas em inteligência artificial apresenta uma tendência emergente, sendo capaz de suportar a extração automatizada de linhas costeiras em grandes escalas. Tais métodos podem facilitar a análise de grandes quantidades de dados ambientais complexos e a identificação de padrões e tendências que são difíceis de discernir com meios convencionais, bem como apoiar a geração de mapas de habitat precisos e o desenvolvimento de modelos preditivos de como os ecossistemas costeiros responderá a diferentes mudanças ambientais (WARE *et al.*, 2020).

2.2.4.1 Métodos de extração da linha costeira

Para o estudo das áreas litorâneas, muitos métodos de extração da linha costeira foram desenvolvidos. Dentre eles pode-se citar o método de extração semiautomática de linha costeira baseado em imagens TM (Thematic Mapper) e ETM+ (Enhanced Thematic Mapper), que utiliza uma combinação do limiar do histograma e da razão de banda de frequência (ALESHEIKH; GHORBANALI; NOURI, 2007).

Outro método de extração semiautomática foi proposto por Maglione, Parente e Vallario (2014), um método de máxima verossimilhança baseado em pontos de treinamento. Esses métodos de extração semiautomática realizam a extração semiautomática do litoral e atingem um certo nível de precisão, mas o tamanho de sua área de aplicação não é suficiente e não é adequado para promoção e uso em grande escala.

Além disso, Luijendijk *et al.* (2018) aplicou um algoritmo de detecção de litoral a imagens globais anuais sem nuvens usando mais de 1,9 milhão de imagens históricas da série de satélites Landsat. Zhang e Hou (2020) também realizaram estudos de extração de litorais, ilhas e recifes com base em dados de satélite Landsat, mas usaram imagens monofásicas e não consideraram as possíveis mudanças nos litorais em diferentes épocas do ano, assim seus resultados foram baseados em água instantânea.

Muitos estudiosos incorporaram métodos de correção da amplitude das marés na extração do litoral para considerar adequadamente o efeito das linhas de maré alta e minimizar o impacto da ação das marés na extração do litoral. Esse método de correção da amplitude das marés tem sido usado, principalmente, para calcular a localização da linha de costa com base em informações como a altura do nível da maré, a altura média da maré alta e a inclinação da costa (PAN *et al.*, 2021; ADEBISI *et al.*, 2021). Esses métodos têm alcançado bons resultados em aplicações práticas, mas a correção da amplitude de maré requer o suporte de dados de observação de seu nível, tendo grandes limitações para áreas de grande escala e áreas sem a disponibilidade desses dados.

Para solucionar o problema de falta de dados de maré em algumas áreas, DING *et al.* (2021) propuseram um método de extração de linha de costa padrão unificado baseado na plataforma de *big data* de sensoriamento remoto *Google Earth Engine* (GEE) e imagens de sensoriamento remoto de séries temporais densas. A extração da linha costeira nesse método é feita utilizando a composição de bandas NDWI (*Normalized Difference Water Index*). Esse índice aumenta o contraste entre a água e a terra, facilitando a identificação dos corpos hídricos. Essa metodologia, além de eliminar a dependência dos dados de altura média da maré alta, evitou efetivamente o desvio causado pelo tratamento da linha de costa como borda instantânea da água, se mostrando ser um método muito adequado para o estudo de mudanças temporais e espaciais em grandes áreas.

2.2.4.2 Ferramentas para a monitoramento costeiro

Uma das primeiras ferramentas utilizadas para a análise de mudança costeira foi o *Coastal Feature Mapping System*, desenvolvido por Underwood e Anders (1991). Esta ferramenta estima as coordenadas de posição (X e Y) por meio de vários pontos de controle de solo e traça vários mapas de linha costeira para estimar as taxas de mudança.

Outra ferramenta mais recente e amplamente utilizada para o monitoramento costeira é o *Digital Shoreline Analysis System* (DSAS), desenvolvida pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS - *United States Geological Survey*). Desde seu desenvolvimento original no início dos anos 1990, o DSAS passou por uma série de melhorias. A versão mais atual é a DSAS V5.1, desenvolvida em 2021.

O DSAS fornece um método automatizado para estabelecer locais de medição, realiza cálculos de taxas, fornece os dados estatísticos necessários para avaliar a confiabilidade das taxas e inclui um modelo beta para prever a posição da linha costeira (HIMMELSTOSS *et al.*,

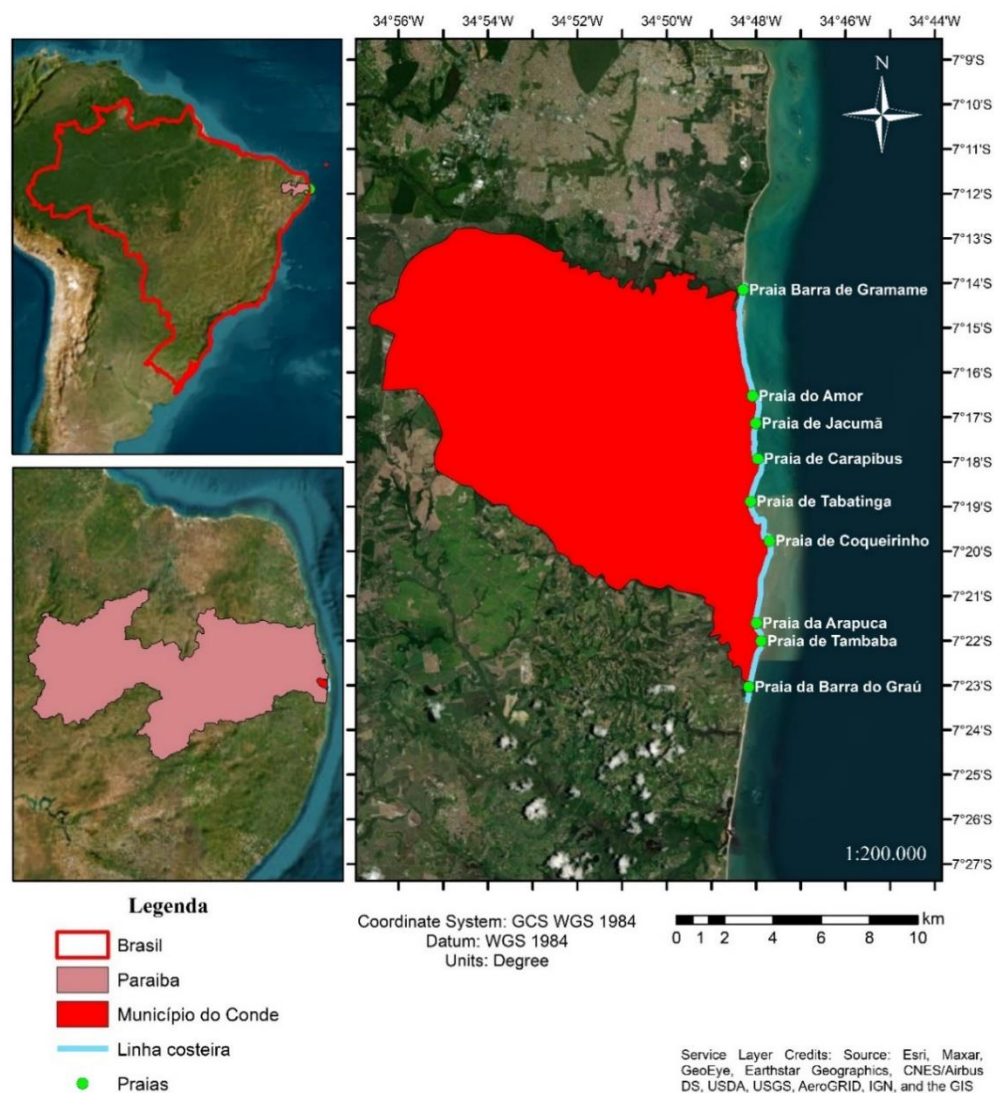
2021). Esse *software* tem sido muito utilizado na pesquisa de mudança da linha costeira, o seu uso intenso se deve à sua fácil incorporação ao ArcGIS/ArcMap e a excelente precisão fornecida nas análises.

3 MATERIAS E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área estudada abrangeu o litoral do município do Conde localizado na região Sul do estado da Paraíba, no Nordeste brasileiro. Essa região foi escolhida por ser um local com poucos estudos desenvolvidos, e por estar passando por um forte processo de ocupação e crescente desenvolvimento turístico e de atividades imobiliárias. O município do Conde é limitado ao Sul pelo rio Graú, ao Norte pelo rio Gramame e a Leste pelo oceano Atlântico. A delimitação litorânea inclui as seguintes praias do Norte ao Sul: Barra de Gramame, Amor, Jacumã, Carapibus, Tabatinga, Coqueirinho, Arapuça, Tambaba e Barra do Graú (Figura 8).

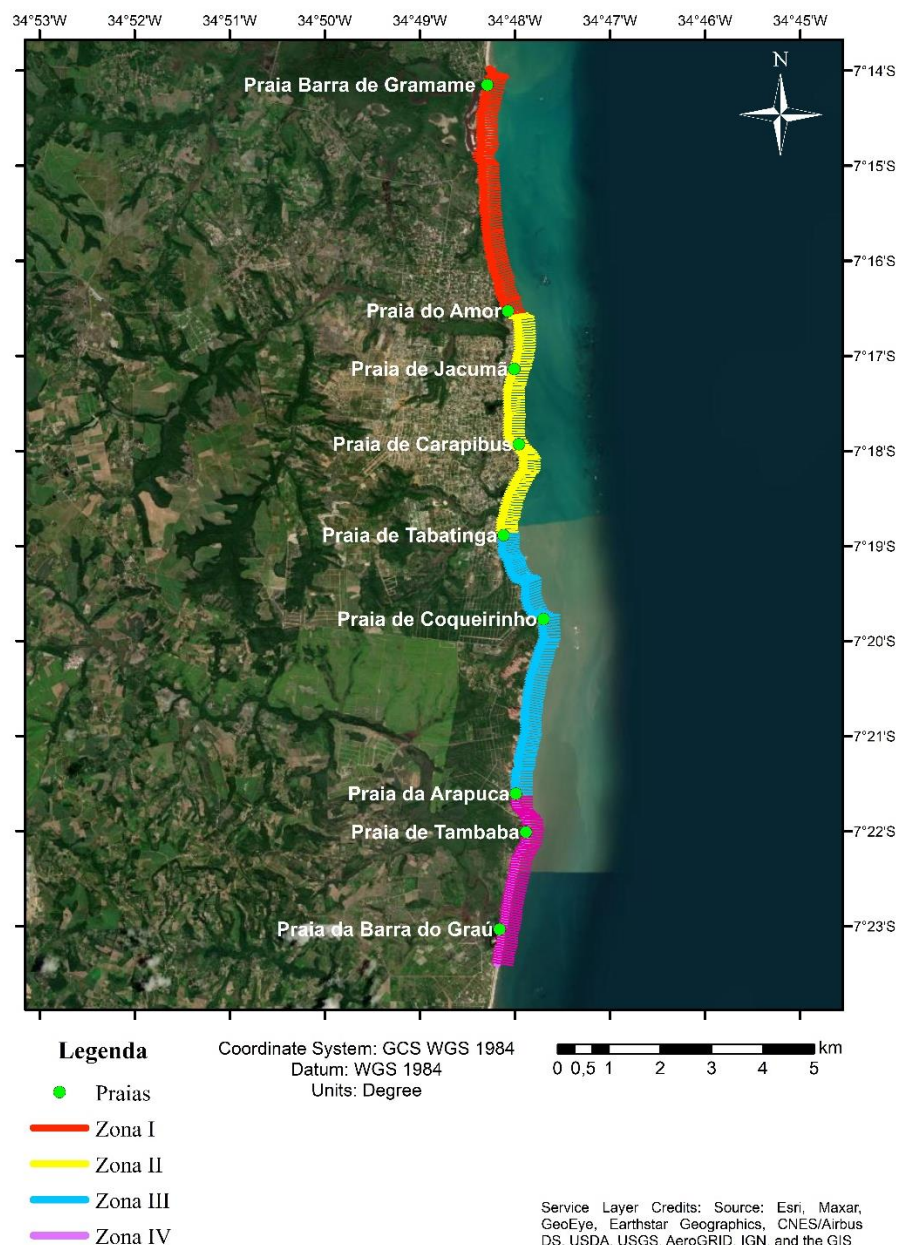
Figura 8 – Localização da área costeira do município do Conde/PB



Fonte: compilação da Autora.

A área de estudo delimitada estendeu-se por aproximadamente 19,28 km entre $34^{\circ}48'14,4''\text{W}$, $7^{\circ}13'58,8''\text{S}$ e $34^{\circ}48'10,8''\text{W}$, $7^{\circ}23'24''\text{S}$. Para melhor análise dos resultados, essa área foi dividida em quatro zonas (Zona I a Zona IV) de Norte a Sul, com base no delineamento natural do litoral e nas características semelhantes das praias: (i) Zona I – contempla a região entre a praia Barra de Gramame e a praia do Amor, com 5,14 km de extensão; (ii) Zona II – contém a área entre a praia do Amor e a praia de Tabatinga, com 4,61 km de extensão; (iii) Zona III – delimitada pela praia de Tabatinga e Praia de Arapuca, com 6,04 km de extensão; (iv) Zona IV – contempla a área entre a praia de Arapuca e a praia da Barra do Graú, com 3,49 km de extensão (Figura 9).

Figura 9 – Divisão da área costeira do Conde/PB em zonas



Fonte: compilação da Autora.

Segundo CPRM (2005) o município do Conde possui clima tropical úmido com verão seco, com temperaturas médias anuais entre 22°C e 26°C, umidade relativa do ar entre 50% e 90%. A precipitação média anual no município é de 1.634 mm, com período chuvoso no outono, tendo início em fevereiro e término em outubro. Essa região está inserida nas bacias hidrográficas do rio Gramame, rio Guruji, rio Bucatu e rio Graú, sendo constituída por uma faixa geológica de cobertura sedimentar terrígena continental e marinha denominada Barreiras.

A área possui uma rede hidrográfica que trabalhou o relevo em vales estreitos com encostas abruptas e várzeas, com exceção da praia de Jacumã, que se encontra em uma área de terraço marinho, onde as falésias passam a ter altura entre 1 m e 5 m. O topo das falésias é um limiar para a unidade fisiográfica tabuleiros costeiros, se estendendo por todo o município. As falésias acompanham as praias com altura que variam de 12 m a 50 m. A área litorânea apresenta ação ativa do mar com processos de erosão e acreção de sedimentos. O contato marinho se dá por falésias e planície costeira, inserida geologicamente na Bacia Paraíba, composta por arenitos continentais médios e grossos e arenitos conglomeráticos sobre depósitos de arenitos carbonáticos (ROSA *et al.*, 2016).

3.2 FLUXOGRAMA DOS MÉTODOS

A metodologia seguida na pesquisa está descrita no fluxograma da Figura 10. As etapas metodológicas foram aplicadas da seguinte maneira: (i) Obtenção das imagens no formato NDWI e cor verdadeira por meio da plataforma GEE, sendo organizadas em cinco grupos anuais; (ii) Geração da máscara de identificação de nuvens no próprio GEE e remoção de nuvens pelos métodos da data próxima e *pixel* próximo por meio de um algoritmo desenvolvido em linguagem Python; (iii) Extração instantânea de linha costeira de cada imagem por meio do operador Canny e cálculo do mapa de probabilidade utilizando o ambiente Python; (iv) Extração da linha costeira representativa de cada grupo por meio do método de classificação Jenks aplicado no programa Arcgis; (v) Análise e previsão da dinâmica costeira por meio da extensão DSAS.

pequena de imagens. Além disso, foram coletadas imagens nos anos de 2005 (Landsat 5), 2015 (Landsat 7 e 8) e 2022 (Landsat 8 e 9). Finalizando uma série de dados multidecadais que contemplam os dados mais antigos (1984/1985) e mais recentes (2022) disponíveis para a região de estudo.

Para cada grupo anual de estudo, foram selecionadas todas as imagens válidas, fazendo a exclusão daquelas imagens que se apresentavam muito poluídas por nuvens. Assim, obteve-se amostras de diferentes meses para que os dados sejam representativos de cada ano analisado. Os dois primeiros grupos anuais apresentaram poucas imagens válidas, um total de oito imagens nos anos de 1984/1985 e seis imagens nos anos de 1994/1995. Enquanto que nos demais anos obteve-se uma quantidade maior de imagens válidas: 13 imagens para 2005, 16 imagens para 2015 e 30 imagens para 2022.

3.4 IDENTIFICAÇÃO E REMOÇÃO DE NUVENS

Nas imagens, a identificação do limiar entre terra e água pode ser prejudicada devido a presença das nuvens, pois, no processo de identificação de borda, essas poderiam ser identificadas como partes da linha costeira o que resultaria em erros. Assim, foi realizado um tratamento de retirada das nuvens nas imagens para obter a representação real da linha costeira. Para o processo de identificação das nuvens nas imagens, foi utilizado o algoritmo Landsat.simpleCloudScore que se baseia nas características espectrais da imagem, calculando uma pontuação de probabilidade de nuvem por meio de uma combinação de brilho, temperatura e *Normalized Difference Snow Index* (NDSI) calculado pela Equação 1. Ao aplicar esse algoritmo, se obtém uma nova imagem com a máscara de nuvens, na qual, cada *pixel* é definido com um valor que varia de 0 a 100 que indica a porcentagem de probabilidade de que esse faça parte de uma nuvem.

$$NDSI = \frac{(Banda\ verde) - (Banda\ infravermelho\ de\ ondas\ curtas)}{(Banda\ verde) + (Banda\ infravermelho\ de\ ondas\ curtas)} \quad (1)$$

Além das máscaras de nuvens, foram calculadas imagens de composição de cor verdadeira e NDWI dentro da própria plataforma do GEE. A composição verdadeira foi obtida para a confirmação visual dos elementos presentes nas imagens e o índice de água de diferença normalizada (NDWI) foi usado para extrair as linhas costeiras. O índice NDWI é amplamente utilizado para o monitoramento de mudanças em ambientes com a presença de corpos d'água.

Para seu cálculo, utiliza-se a radiação infravermelha refletida e a luz verde visível para eliminar as características do solo e da vegetação terrestre, aumentando o contraste entre a água e a terra, assim o corpo d'água mostra um maior brilho na imagem. O NDWI é calculado pela Equação 2.

$$NDWI = \frac{(Banda\ verde)-(Banda\ infravermelho\ próximo)}{(Banda\ verde)+(Banda\ infravermelho\ próximo)} \quad (2)$$

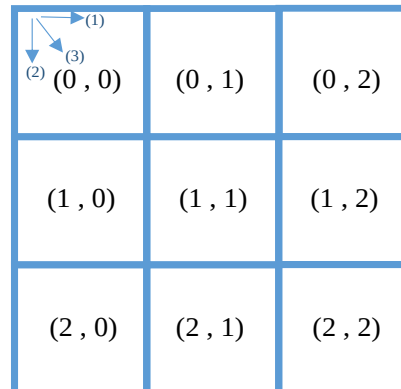
Para a remoção de nuvens, foi utilizado um algoritmo desenvolvido na linguagem *Python* por um grupo de pesquisa da Universidade Federal da Paraíba (FREITAS, 2022). Esse algoritmo apresentou resultados satisfatório na retirada de nuvens em imagens de satélites de extensas áreas, se mostrando um método eficiente e válido para a aplicação na presente pesquisa. Para o tratamento das nuvens, esse algoritmo realiza a substituição dos *pixels* poluídos por valores de *pixels* limpos das imagens de data próxima e *pixels* vizinhos da própria imagem, fazendo um tratamento espacial e multitemporal das imagens.

As imagens inicialmente foram separadas por grupos anuais (1984/1985, 1994/1995, 2005, 2015 e 2022). Em cada grupo, o algoritmo seleciona de cada imagem os *pixels* com nuvens, baseado na máscara obtida no processo de identificação, depois realiza a substituição dos *pixels* poluídos por *pixels* limpos das imagens mais próximas presentes no grupo. Isto é, para remover um determinado *pixel* poluído de cada imagem, o algoritmo inicialmente verifica se a imagem mais próxima em data possui aquele *pixel* limpo. Caso possua, realiza a substituição, caso não, passa para a outra imagem mais próxima e verifica se esta possui o *pixel* limpo. Realiza-se esse processo até que se encontre uma imagem com aquele *pixel* limpo ou que verifique todas as imagens do grupo.

A expectativa com essa metodologia é gerar uma imagem final com a menor quantidade de poluição possível e preservar todas as regiões limpas. Nesse método, quanto maior a quantidade de imagens em cada grupo melhor será o resultado, pois haverá mais imagens para correção dos *pixels* poluídos. Assim, quando há poucas imagens disponíveis é provável que não haja a substituição de todos os *pixels* poluídos. Diante disso, o algoritmo aplica um método de correção complementar, denominado de substituição por *pixels* próximos. Para cada *pixel* categorizado como poluído no pré-processamento e não substituído na correção anterior, busca-se a correção por via do seu *pixel* vizinho. A sequência de leitura de todos os *pixels* da imagem pode ser verificada na Figura 11.

Figura 11 - Sequência de leitura e exemplo de coordenadas de pixels

(0, 0), (0, 1), (1, 0), (1, 1), (0, 2), (2, 0), (2, 2)



Fonte: adaptado de Freitas (2022).

3.5 EXTRAÇÃO DA LINHA COSTEIRA

A metodologia utilizada para extração de linha costeira foi baseada no estudo de , DING *et al.* (2021). Esse método se mostrou eficiente para aplicação em estudos de mudanças temporais e espaciais da linha de costa em grandes áreas, não necessita de informações externas às imagens como dados de nível de maré e soluciona o desvio causado pelo tratamento da linha de costa como borda instantânea da água.

3.5.1 Detecção instantânea de linha costeira

Para realizar a extração instantânea da linha costeira de cada imagem, foi utilizado o método Canny de detecção de borda desenvolvido em 1986 por John F. Canny. A detecção de borda se constitui uma técnica de processamento de imagens que, por meio de métodos matemáticos, detecta limites dos objetos contidos na imagem, encontrando pontos nos quais há a mudança na intensidade dos *pixels* possibilitando a identificação dos contornos. Na aplicação do algoritmo de detecção de bordas Canny segue-se cinco etapas: (i) Redução de ruído; (ii) Cálculo do gradiente de intensidade; (iii) Supressão não máxima; (iv) Limite duplo; e (v) Rastreamento de borda por histerese.

3.5.1.1 Redução de ruído por meio da convolução gaussiana de Kernel

A matemática do método de detecção de bordas é baseada em derivadas a partir do cálculo dos gradientes. Assim, os resultados do método são muito sensíveis aos ruídos que as imagens venham apresentar. Dessa forma, é importante realizar a redução dos ruídos das imagens para obter resultados satisfatórios ao aplicar o método, pois os ruídos podem ser assumidos como bordas devido à mudança repentina de intensidade pelo detector de bordas. Uma das técnicas aplicadas para realizar a redução do ruído é o desfoque gaussiano.

Diante disso, foi aplicada a técnica de convolução de imagens com Kernel Gaussiano para a redução dos ruídos. O objetivo desse método é produzir um efeito de borrão na imagem, fazendo com que cada *pixel* obtenha a média ponderada dos *pixels* circundantes, aprimorando assim as características. Ao calcular a média ponderada, usa-se o "ponto central" como origem (0,0) para calcular as coordenadas de outros pontos. Por exemplo, se o raio for 1, as coordenadas do ponto no lado direito do "ponto central" são (1,0). De acordo com as coordenadas do ponto e a fórmula gaussiana, calcula-se o peso do *pixel* correspondente. Em seguida, multiplica-se o peso encontrado com ao valor do *pixel* da imagem original para obter o novo valor do *pixel*.

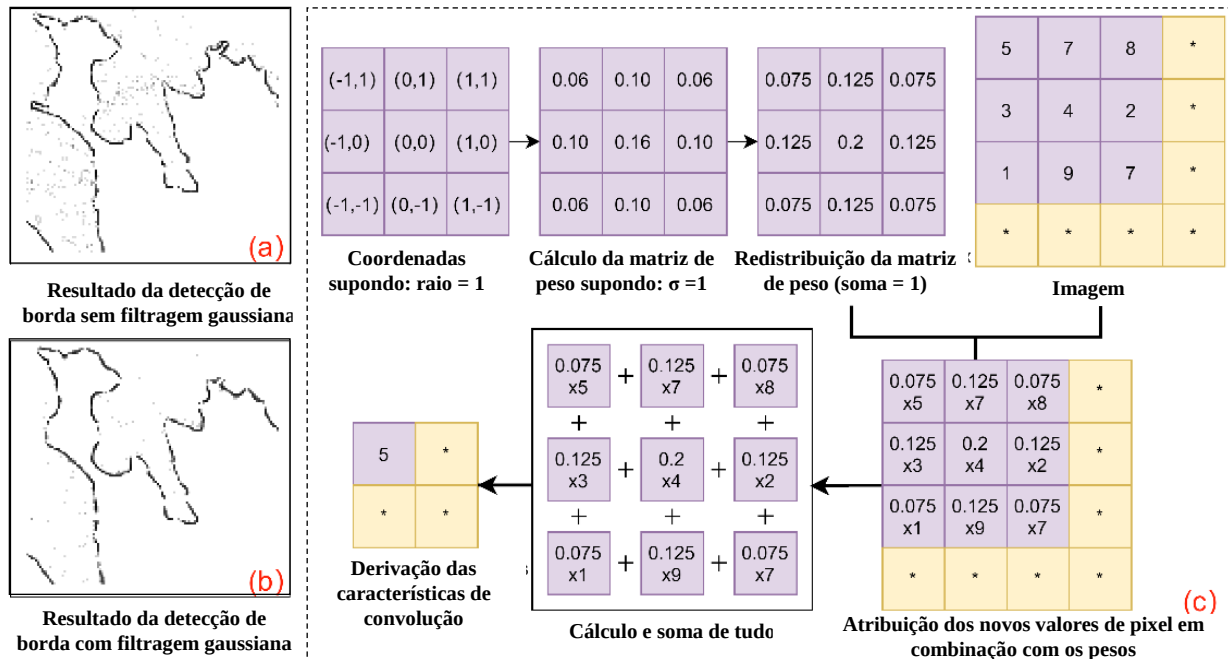
A intensidade do desfoque depende do tamanho do kernel utilizado. Quanto menor o kernel, menos visível é o desfoque. A fórmula bidimensional gaussiana é apresentada na Equação 3, em que x e y são as coordenadas de cada *pixel*.

$$G_{(x,y)} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (3)$$

Assim, a suavização de convolução é realizada obtendo uma imagem com novos valores de *pixels*, aprimorando os recursos de borda da imagem para conduzir uma extração de contorno mais precisa. O efeito de extração de imagem após a convolução gaussiana é mostrado na Figura 12 a,b, e o processo de convolução é apresentado na Figura 12c.

Na presente pesquisa, foi adotado um valor padrão de sigma, $\sigma = 1$. O tamanho do kernel foi selecionado a partir de uma série de tentativas, visando a um valor que proporcionasse um desfoque para eliminar todos os ruídos sem prejudicar a delimitação entre terra e água.

Figura 12 – Princípio e efeito da convolução utilizando o kernel gaussiano. a) Resultado da detecção de borda sem filtragem gaussiana; b) Resultado de detecção de borda com filtragem gaussiana; e c) Processo de convolução com kernel gaussiano



Fonte: adaptado de DING *et al.* (2021).

3.5.1.2 Cálculo do gradiente

Depois de realizada a suavização da imagem, é calculado o gradiente na direção horizontal (x) e vertical (y). O gradiente é uma generalização multivariada da derivada, figurada por função de valor vetorial. Assim como a derivada, o gradiente representa a inclinação da tangente do gráfico da função, apontando na direção da maior taxa de aumento da função, e sua magnitude é a inclinação do gráfico nessa direção. Em linguagem computacional, a mudança de preto para branco (0 a 255) é considerada uma inclinação positiva, enquanto a transição de branco para preto (255 a 0) é uma inclinação negativa.

As bordas das figuras presentes nas imagens correspondem a uma mudança na intensidade dos *pixels*. Para detectá-las, pode-se aplicar filtros que destaquem essa mudança de intensidade nas duas direções: x e y. A imagem suavizada é então filtrada usando um kernel Sobel nas direções horizontal e vertical (K_x e K_y) (Figura 13), para obter a primeira derivada em ambas direções (G_x e G_y). A partir dessas duas imagens, pode-se encontrar a magnitude do gradiente (G) e o ângulo de inclinação (θ) para cada *pixel* a partir das Equações 4 e 5, respectivamente.

Figura 13 - Kernel Sobel na direção horizontal (K_x) e vertical (K_y)

$$K_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, K_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

Fonte: compilação da autora.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (5)$$

3.5.1.3 Supressão não máxima

Após obter a magnitude e a direção do gradiente, é necessário realizar uma varredura completa da imagem para remover quaisquer *pixels* indesejados que possam não ser uma borda. Para isso, é verificado se o *pixel* é um máximo local em sua vizinhança na direção do gradiente. O algoritmo percorre todos os pontos da matriz de intensidade do gradiente e encontra os *pixels* com valor máximo nas direções das arestas. O resultado desse processo é uma imagem binária com "bordas finas". O processo de supressão não máxima utiliza para cada *pixel* dois critérios principais: direção da borda em radianos e intensidade do *pixel* (entre 0–255). Assim, com base nessas informações segue-se as seguintes etapas:

- Criação de uma matriz inicializada em 0 do mesmo tamanho da matriz de intensidade de gradiente original;
- Identificação da direção da borda com base no valor do ângulo da matriz de ângulos;
- Análise de cada *pixel*, verificando se o *pixel* na mesma direção tem uma intensidade maior do que o *pixel* que está sendo processado no momento;
- Geração da imagem final processada com o algoritmo de supressão não máxima.

3.5.1.4 Limite duplo

Nessa etapa, as magnitudes do gradiente são comparadas com dois valores de limite especificados, com o objetivo de identificar na imagem três tipos de *pixels*: fortes, fracos e não relevantes. Os *pixels* fortes são aqueles que possuem uma intensidade tão alta que traz a certeza de que contribuem para a borda final. Já os *pixels* fracos são os que possuem um valor de intensidade insuficiente para serem considerados fortes, mas que não são tão insignificantes

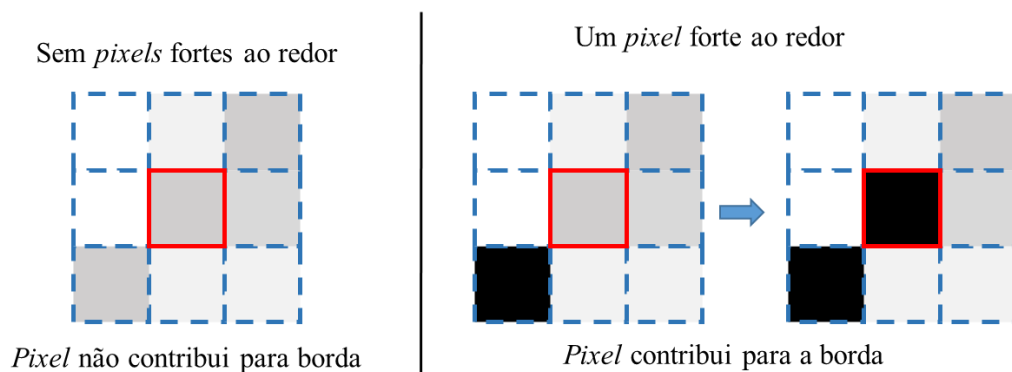
para serem considerados irrelevantes para a detecção de bordas. Enquanto que, os *pixels* pouco intensos não são considerados relevantes para a borda.

Diante disso, os *pixels* são classificados em forte, fraco e irrelevante com base nos limites duplos pré-estabelecidos. O limite alto é usado para identificar os *pixels* fortes (*pixels* com intensidade maior do que o limite alto); O limite baixo é usado para identificar os *pixels* não relevantes (*pixels* com intensidade inferior ao limite baixo) e todos os *pixels* com intensidade entre os dois limiares são sinalizados como fracos. Assim, deve-se definir os limites de forma coerente para se obter resultado satisfatório na definição de bordas. Para o presente estudo, os seguintes limites de intensidade foram escolhidos: limite baixo = 0,3 e limite alto = 0,6.

3.5.1.5 Rastreamento de borda por histerese

Depois da classificação dos *pixels* em fortes e fracos é realizado o rastreamento por histerese. Nessa etapa é analisado se os *pixels* fracos podem ser considerados ou não para a borda. A histerese transforma *pixels* fracos em fortes, se e somente se, pelo menos um dos *pixels* ao redor do que está sendo processado for forte (Figura 14). Assim, ao aplicar essa última etapa se obtém uma imagem que apresenta as bordas dos objetos presentes na imagem analisada.

Figura 14 – Processo de rastreamento de borda por histerese



Fonte: compilação da Autora.

3.5.2 Linha costeira anual representativa

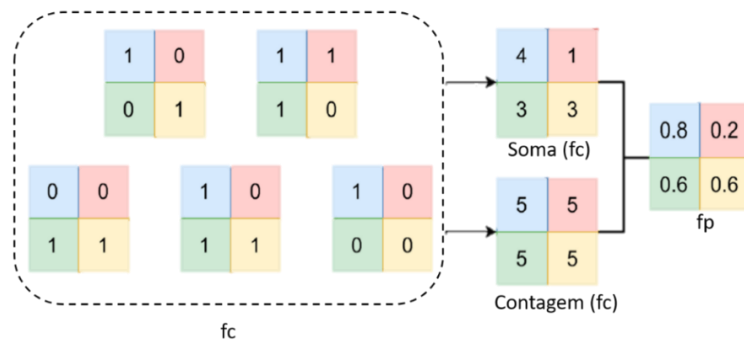
3.5.2.1 Mapa característico de probabilidade

Após a extração instantânea de borda para cada imagem selecionada, foi calculado um mapa de probabilidade para cada grupo anual, com o objetivo de obter uma imagem representativa de cada ano analisado. Esse cálculo foi feito por meio da Equação 6.

$$f_p = \frac{soma(f_c)}{contagem(f_c)} \quad (6)$$

Em que f_p é o valor característico de probabilidade e f_c o valor de cada *pixel* da imagem. Assim, para se obter o mapa de probabilidade formado pelos valores de f_p , realiza-se a soma dos valores de cada imagem e divide pelo número de imagens efetivas de cada ano, como apresentado na Figura 15.

Figura 15 – Processo de obtenção do mapa de probabilidade



Fonte: adaptado de Ding *et al.* (2021).

3.5.2.2 Classificação Jenks e vetorização das imagens

Após obter o mapa de probabilidade representativo de cada ano, foi aplicado o método de classificação de descontinuidade natural (Jenks) com uso do software ArcGIS versão 10.5. O método de classificação de descontinuidade natural é um método de agrupamento de dados baseado no algoritmo Jenks Natural Break, que se baseia nas características naturais inerentes aos dados. As quebras de classe são criadas de forma a agrupar melhor os valores semelhantes e maximizar as diferenças entre as classes. Os recursos são divididos em classes cujos limites são definidos onde há diferenças relativamente grandes nos valores dos dados.

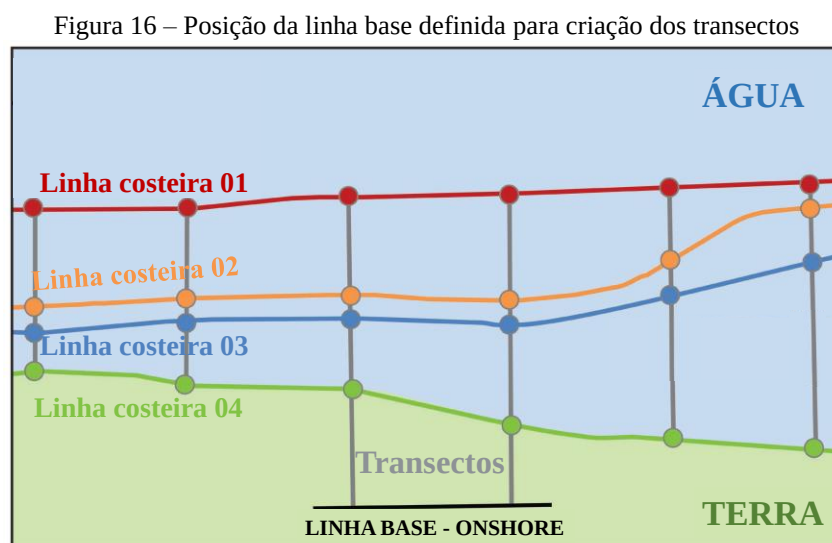
Após realizar a classificação dos *pixels* do mapa de probabilidade, as imagens foram transformadas de raster para vetor, pois os dados vetoriais são mais propícios para a análise das linhas costeiras. Após a obtenção do contorno costeiro em formato de linhas, foram realizados alguns ajustes manuais. Esses ajustes foram necessários para remover a delimitação de trechos de rios e garantir a obtenção de linhas contínuas e suaves para cada ano analisado.

3.6 MONITORAMENTO DA LINHA COSTEIRA

As linhas costeiras anuais detectadas foram analisadas por meio do *Digital Shoreline Analysis System* (DSAS), versão 5.1. Essa ferramenta é uma extensão do ArcGis desenvolvida pelo USGS, que possui vários métodos estatísticos específicos para calcular as mudanças na posição da linha costeira, obtendo a dinâmica de erosão/acreção e as incertezas associadas.

3.6.1 Aplicação do DSAS

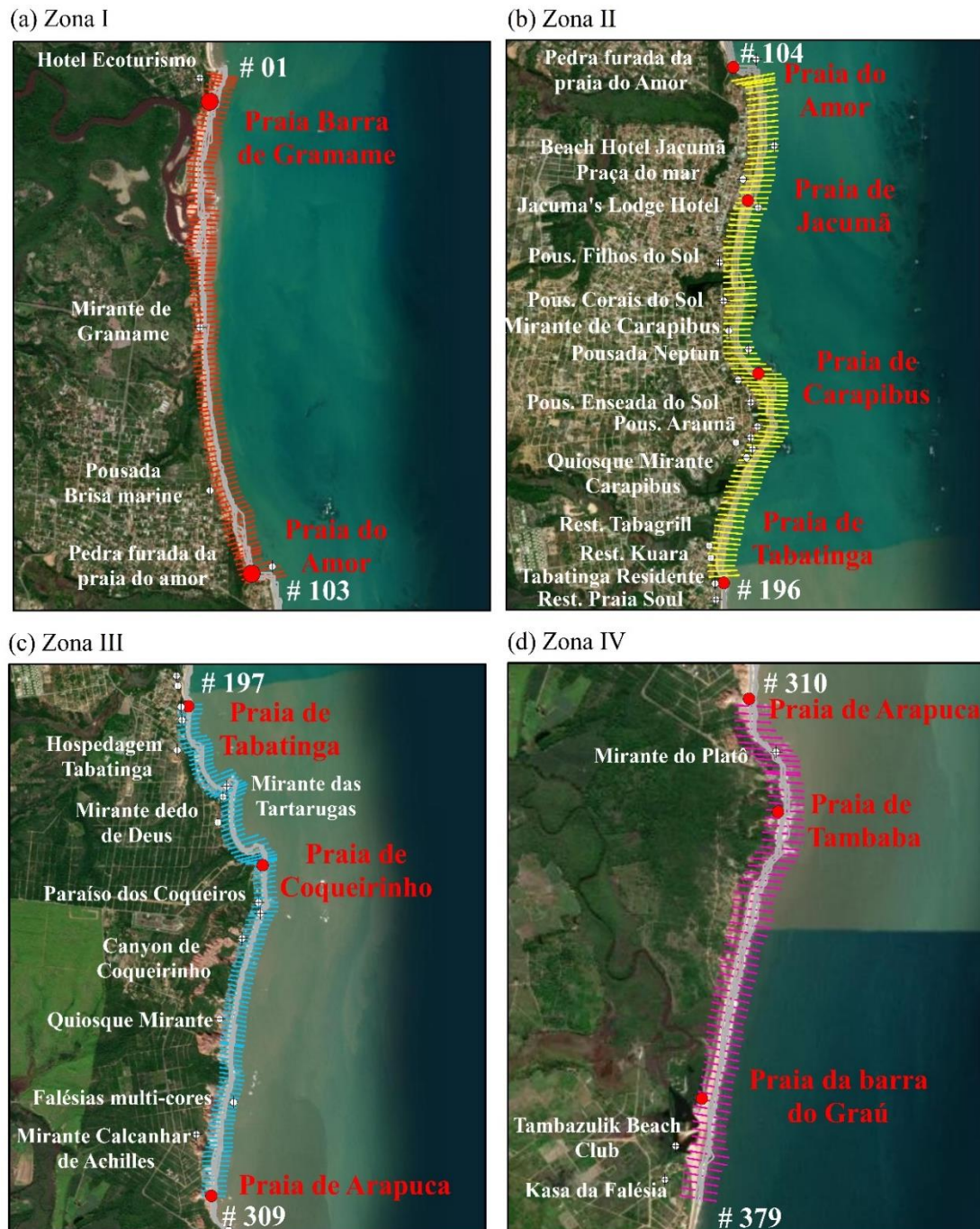
Para utilizar o DSAS, foi criado um *Personal Geodatabase* no ArcCatalog, no qual foram importadas as linhas costeiras georeferenciadas com projeção UTM para a zona 25M e Datum WGS 1984. Todas as linhas costeiras foram agrupadas em um único *Feature Class*, com informações de ID, data, comprimento e incertezas associadas. Em seguida foi criada uma linha base paralela à linha de costa na zona *onshore*, para ser utilizada como referência na criação dos transectos que são desenhados perpendicularmente a ela. Cada transecto cruza as linhas costeiras estabelecendo pontos de medição (Figura 16).



Fonte: adaptado de Himmelstoss et al. (2021).

Na zona costeira estudada, um total de 379 transectos foram gerados, espaçados em intervalos de 50 m, sendo numerados em ordem crescente do Norte ao Sul. A Zona I contempla 103 transectos (01 – 103); a Zona II possui 93 transectos (104 – 196); a Zona III, 113 transectos (197 – 309); e a Zona IV, 70 transectos (310 – 379). Na Figura 17 está apresentada a distribuição dos transectos por cada zona de estudo.

Figura 17 – Distribuição dos transectos gerados por zona de estudo



Fonte: compilação da Autora.

3.6.2 Taxas estatísticas do DSAS

Cada método usado para calcular as taxas de variação da linha costeira é baseado em diferenças medidas entre as posições da linha costeira ao longo do tempo. As taxas estatísticas são geradas pelas interseções entre os transectos e as linhas costeiras. Com a linha de base como referência, os valores de taxa positivos indicam um deslocamento da linha costeira para o mar (acrecção), enquanto que valores negativos indicam um deslocamento para terra (erosão).

As taxas estatísticas disponíveis para a análise da linha costeira são: Movimento líquido da linha costeira (*Net Shoreline Movement* – NSM), Envelope de Alteração da Linha Costeira (*Shoreline Change Envelope* – SCE), Taxa de Ponto Final (*End Point Rate* – EPR), Taxa de Regressão Linear (*Linear Regression Rate* – LRR) e Taxa de Regressão Linear Ponderada (*Weighted Linear Regression* – WLR). As taxas relatadas são expressas em metros de mudança por ano, conforme medido ao longo dos transectos.

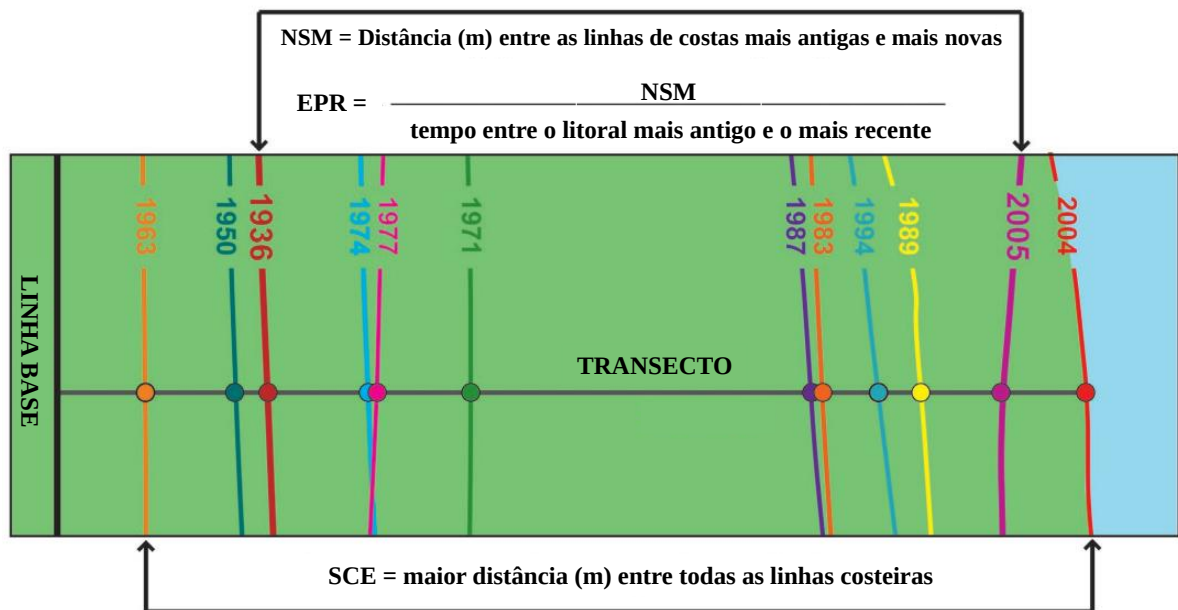
3.6.2.1 Movimento líquido da linha costeira e taxa de ponto final

O movimento líquido da linha costeira (NSM) é representado pela distância entre a linha costeira mais antiga e mais nova para cada transecto. Se esta distância for dividida pelo tempo decorrido entre as duas medições de posição da linha de costa, o resultado é a taxa de ponto final (EPR) (Figura 18). As principais vantagens do EPR são a facilidade de cálculo e a exigência mínima de apenas duas datas litorâneas. A desvantagem é que nos casos em que há mais dados disponíveis, as informações adicionais são ignoradas.

3.6.2.2 Envelope de alteração da linha costeira

O envelope da linha costeira (SCE) não informa uma taxa, mas sim uma distância em metro. Seu valor representa a maior distância entre todas as linhas de costa que cruzam um determinado transecto (Figura 18). Como a distância total entre duas linhas de costa não tem sinal, o valor para SCE é sempre positivo.

Figura 18 – Relação entre as estatísticas de alteração de linha costeira: movimento líquido da linha costeira (NSM), taxa de ponto final (EPR) e envelope de alteração da linha costeira (SCE) – Exemplificação

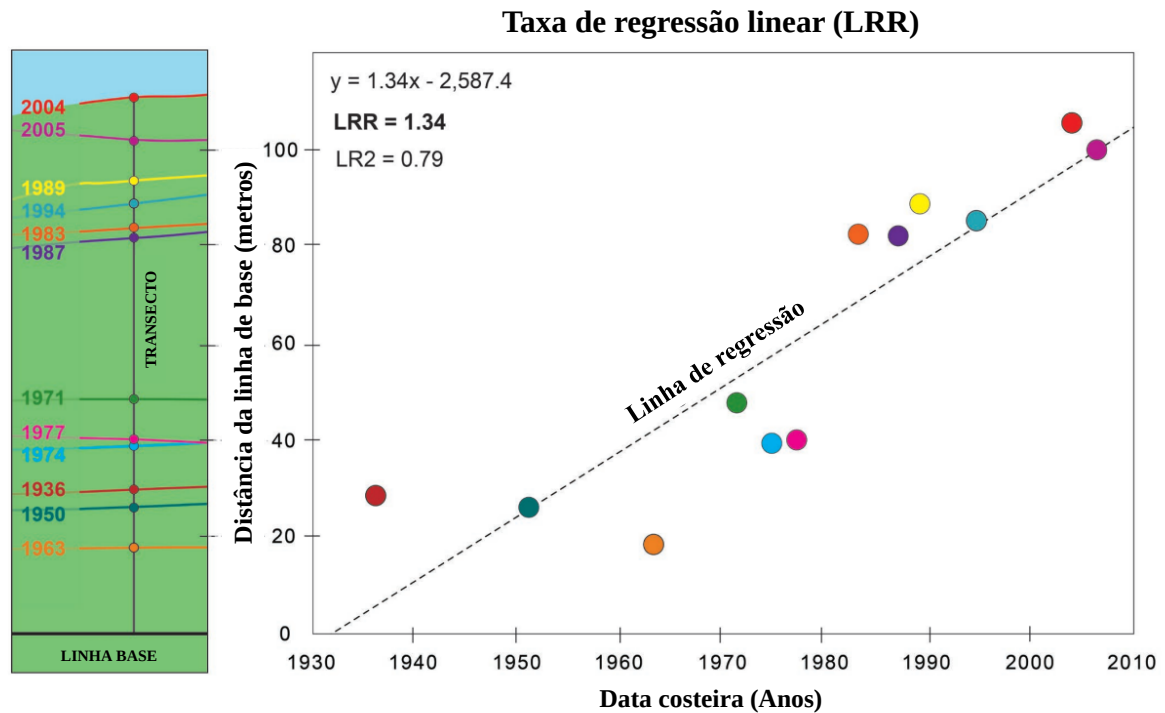


Fonte: adaptado de Himmelstoss *et al.* (2021).

3.6.2.3 Taxa de regressão linear

A taxa de mudança de regressão linear (LRR) é determinada ajustando uma linha de regressão de mínimos quadrados a todos os pontos da linha costeira para um transecto. A linha de regressão é posicionada de forma que a soma dos resíduos seja minimizada, representando a inclinação da linha (Figura 19). O método de regressão linear é um método puramente computacional e fácil de se empregar. Todos os dados são usados independentemente de mudanças na tendência ou precisão e o cálculo é baseado em conceitos estatísticos aceitos. No entanto, o método de regressão linear é suscetível a efeitos discrepantes e tende a subestimar a taxa de variação em relação a outras estatísticas, como EPR.

Figura 19 – Distância da linha de base versus a data da linha costeira em relação à regressão da taxa de regressão linear (LRR) - Exemplificação



Fonte: adaptado de Himmelstoss *et al.* (2021).

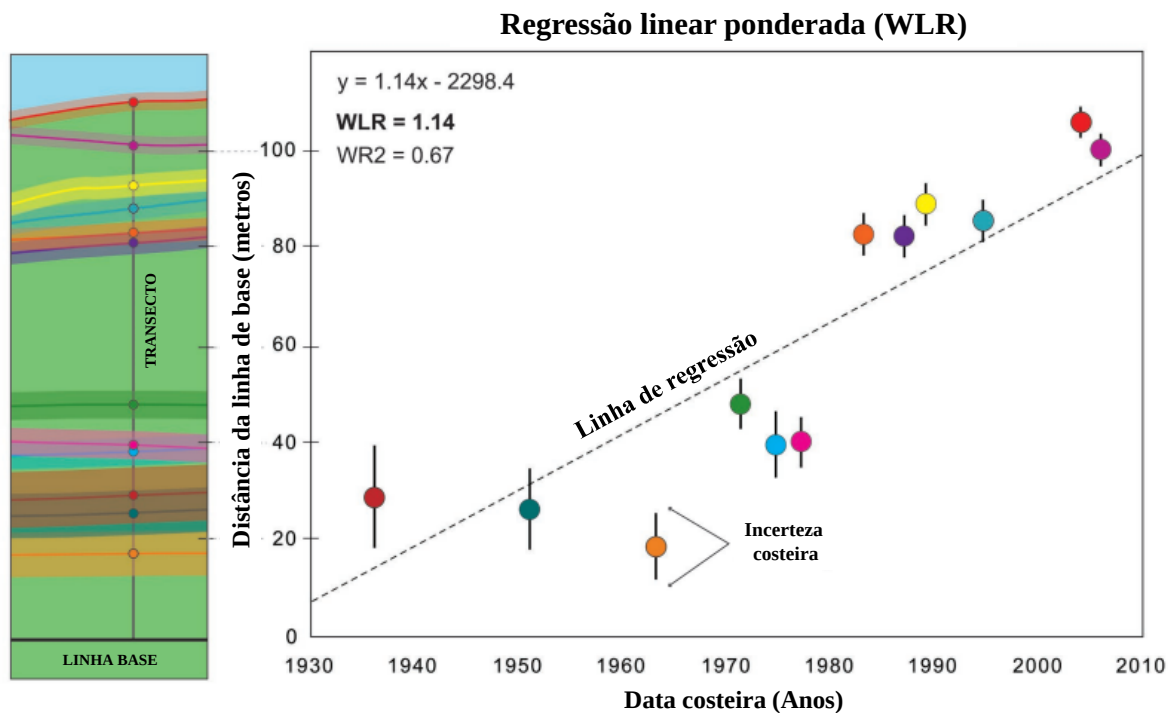
3.6.2.4 Regressão Linear Ponderada

Na regressão linear ponderada (WLR) os dados mais confiáveis recebem maior ênfase ou peso para determinar uma linha de melhor ajuste. No cálculo das estatísticas de taxa de variação para linhas costeiras, maior ênfase é colocada em pontos de dados para os quais a incerteza de posição é menor. O peso (w) é definido como uma função da variância na incerteza da medição (e), conforme a Equação 7.

$$w = \frac{1}{e^2} \quad (7)$$

A taxa WLR é determinada plotando as posições da linha costeira em relação ao tempo. Valores menores de incerteza posicional (mostrado como barras verticais ao redor de cada ponto de dados no gráfico) têm mais influência do que outros valores no cálculo de regressão devido ao componente de ponderação (Figura 20).

Figura 20 – Distância da linha de base versus a data da linha costeira em relação à regressão linear ponderada (WLR) - Exemplificação



Fonte: adaptado de Himmelstoss *et al.* (2021).

Estatísticas adicionais também são obtidas para avaliar a robustez das taxas calculadas. A taxa de ponto final (EPR) possui um cálculo da incerteza associada a seu cálculo. Para os dois métodos de regressão linear (LRR e WLR) é calculado o erro padrão, o coeficiente de correlação e o intervalo de confiança dos resultados obtidos.

3.6.2.5 Incerteza da taxa de ponto final

Para determinar a incerteza da taxa de ponto final (EPR_{inc}), as incertezas da linha costeira para as duas posições usadas no cálculo são elevadas ao quadrado e depois somadas (soma dos quadrados). A raiz quadrada da soma dos quadrados é dividida pelo número de anos entre as duas linhas costeiras, conforme a Equação 8.

$$EPR_{inc} = \frac{\sqrt{(inc\ A)^2 + (inc\ B)^2}}{Data\ A - Data\ B} \quad (8)$$

Em que:

inc A é a incerteza do campo de atributo da linha costeira A;

inc B é a incerteza do campo de atributo da linha costeira B;

data A é a data (ano) da linha costeira A (mais recente); e

data B é a data (ano) da linha costeira B (mais antiga).

3.6.2.6 Erro padrão da estimativa

Para calcular os valores previstos (ou estimados) de y (a distância da linha de base) para cada ponto da linha costeira são usados os valores de x (a data da linha costeira) a partir do melhor ajuste da equação de regressão para a linha (Equação 9).

$$y = mx + b \quad (9)$$

Em que:

y é a distância prevista da linha de base;

m é a inclinação (taxa de mudança);

b é a intercepção em y (onde a linha corta o eixo y).

A precisão dos valores previstos y é calculada por meio do erro padrão da estimativa, a partir da comparação dos valores calculados com valores conhecidos dos dados de pontos da linha costeira. Esse valor estatístico é calculado pela Equação 10, sendo definido como LSE para regressão linear ordinária e WSE para regressão linear ponderada. Um exemplo de aplicação está apresentado na Figura 21.

$$LSE \text{ ou } WSE = \sqrt{\frac{\sum (Y - Y')^2}{n-2}} \quad (10)$$

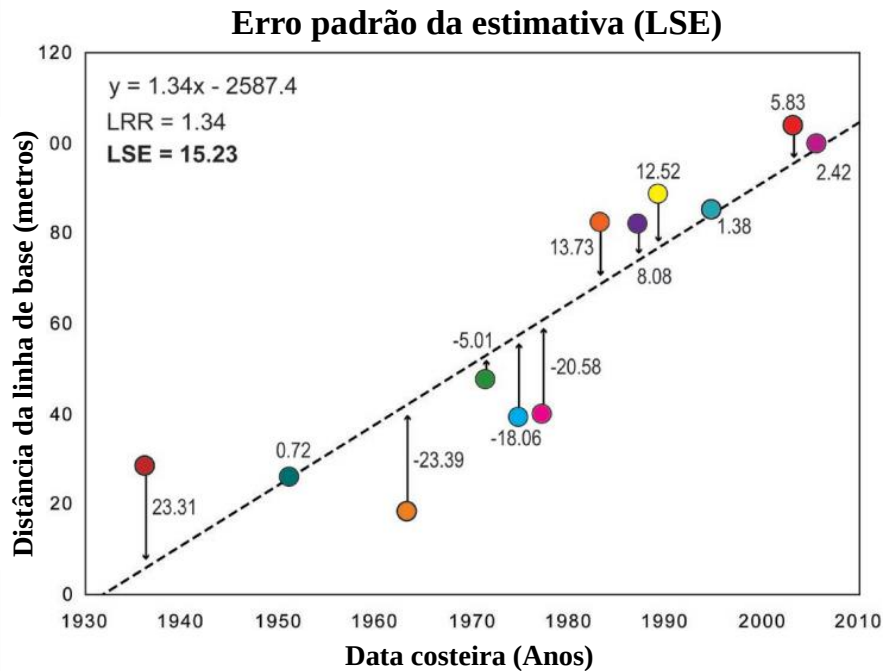
Em que:

y é a distância conhecida da linha de base para um ponto de dados da linha costeira;

y' é o valor previsto com base na equação da linha de regressão de melhor ajuste; e

n é o número de linhas costeiras usadas.

Figura 21 – Dados de alteração da linha costeira plotados como distância da linha de base (metros) versus a data da linha costeira (anos), destacando-se o cálculo do erro padrão da regressão linear (LSE) – Exemplificação

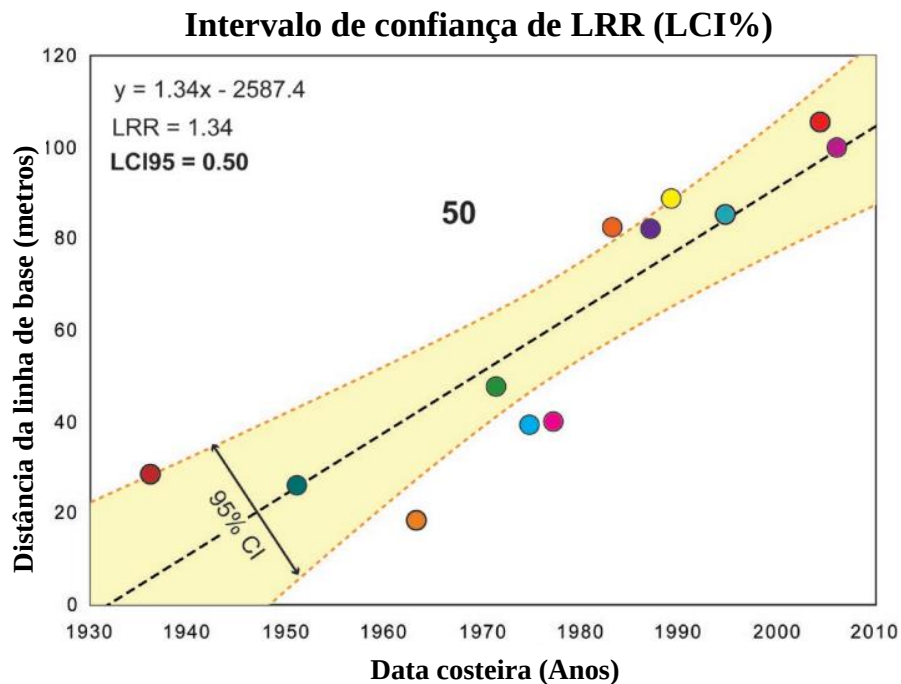


Fonte: adaptado de Himmelstoss *et al.* (2021).

3.6.2.7 Intervalo de Confiança

Como visto, as taxas LRR e WLR são determinadas por uma linha de regressão de melhor ajuste através dos dados de amostra. A inclinação desta linha é a taxa de variação (em metros por ano). O intervalo de confiança (LCI para regressão linear ordinária e WCI para regressão linear ponderada) é calculado multiplicando o erro padrão da inclinação pela estatística de teste bicaudal na porcentagem de confiança especificada. Um exemplo da aplicação do intervalo de confiança está apresentado na Figura 22. A região sombreada em amarelo ilustra a faixa de confiança de 95% em torno da taxa de regressão linear (linha tracejada preta).

Figura 22 – Dados de alteração da linha costeira plotados como distância da linha de base (metros) versus a data da linha costeira (anos), destacando-se o cálculo da estatística do intervalo de confiança percentual –
Exemplificação



Fonte: adaptado de Himmelstoss *et al.* (2021).

3.6.3 Previsão da linha costeira no DSAS

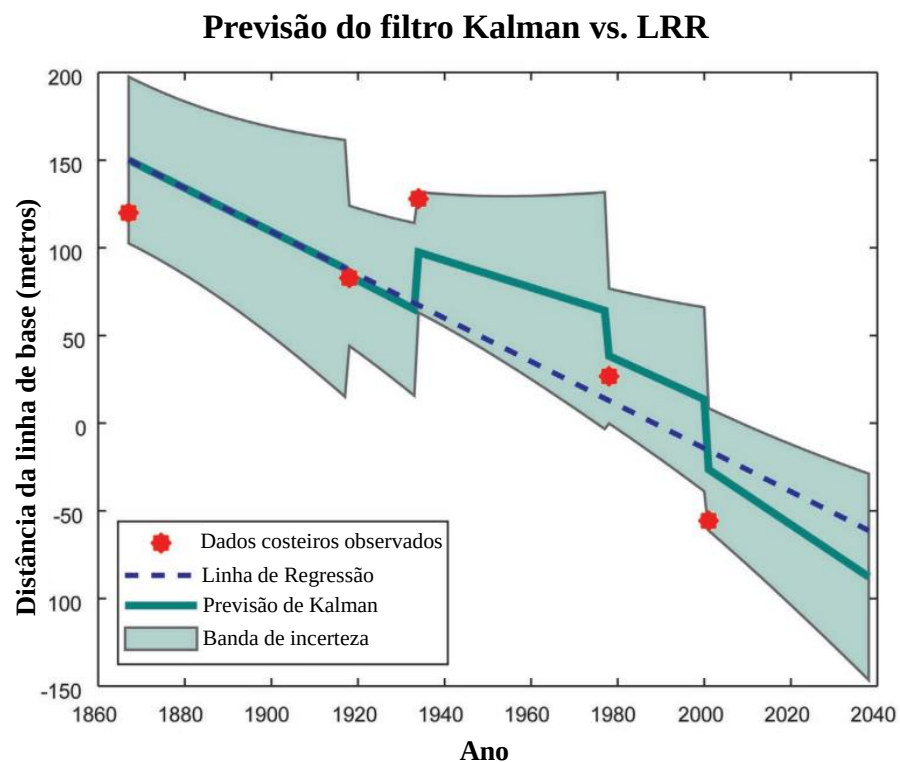
A ferramenta DSAS v5 possibilita prever uma posição da linha costeira (10 ou 20 anos no futuro). Diante disso, foi obtido a previsão da linha costeira do Conde para os anos de 2032 e 2042. Para cálculo da previsão, foi usando o filtro de Kalman, desenvolvido por Long and Plant (2012), para prever as posições futuras da linha costeira combinando as posições observadas com as posições derivadas do modelo. A abordagem do filtro de Kalman utiliza a taxa de regressão linear calculada pelo DSAS para estimar a posição da linha costeira e a taxa de mudança para cada décimo de ano, fornecendo uma estimativa da incerteza posicional em cada intervalo de tempo.

O modelo inicia na data do primeiro levantamento e estima a posição da linha de costa para cada passo de tempo sucessivo, até que outra observação de linha de costa seja encontrada. Sempre que uma observação da linha de costa é encontrada, o filtro de Kalman realiza uma análise para melhorar a previsão e minimizar o erro entre a posição da linha de costa gerada pelo modelo e a posição da linha observada, incluindo a atualização da taxa e das incertezas. A taxa atualizada é então usada para prever a posição da linha costeira para cada intervalo de

tempo sucessivo até que outra data de levantamento seja alcançada e novamente os novos dados sejam assimilados no modelo.

Esse processo é repetido até que a data de previsão desejada seja atingida, como apresentado na Figura 23. A incerteza da previsão é inicialmente estimada a partir do intervalo de confiança e erro padrão da regressão linear previamente calculada pelo DSAS (LCI e LSE). Como o ruído do processo está incluído na previsão, a incerteza na previsão continuará a crescer a cada ano até que outra observação seja assimilada.

Figura 23 – Previsão da linha costeira a e incerteza derivada do modelo de filtro de Kalman - Exemplificação



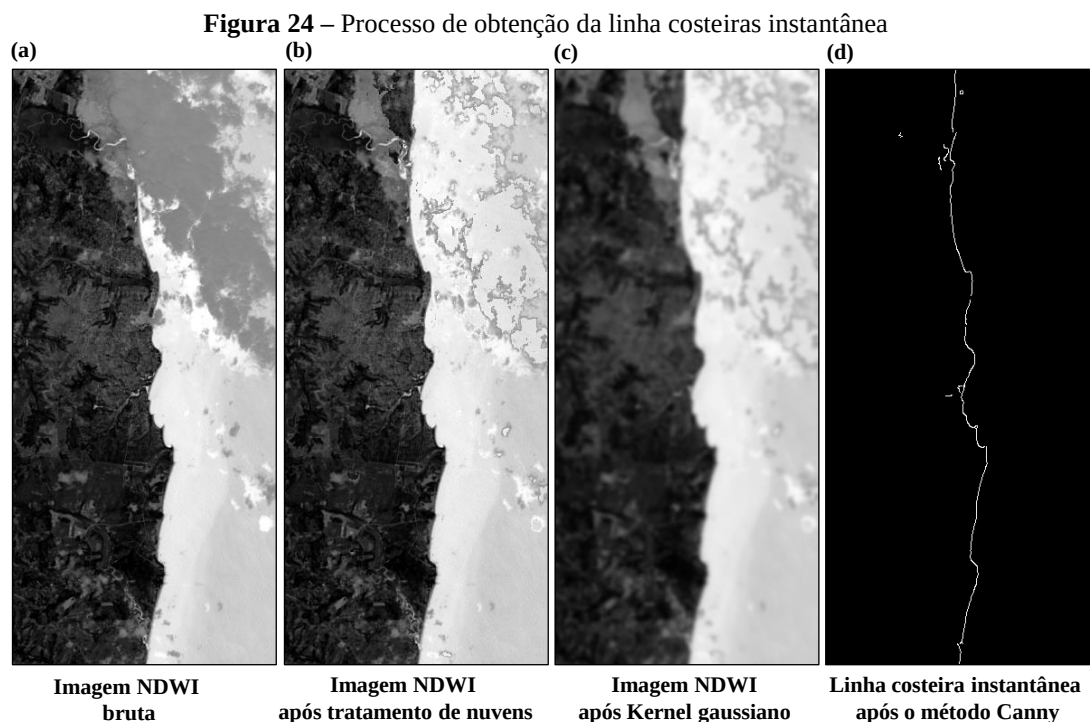
Fonte: adaptado de Himmelstoss *et al.* (2021).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 OBTENÇÃO DAS LINHAS COSTEIRAS ANUAIS REPRESENTATIVAS

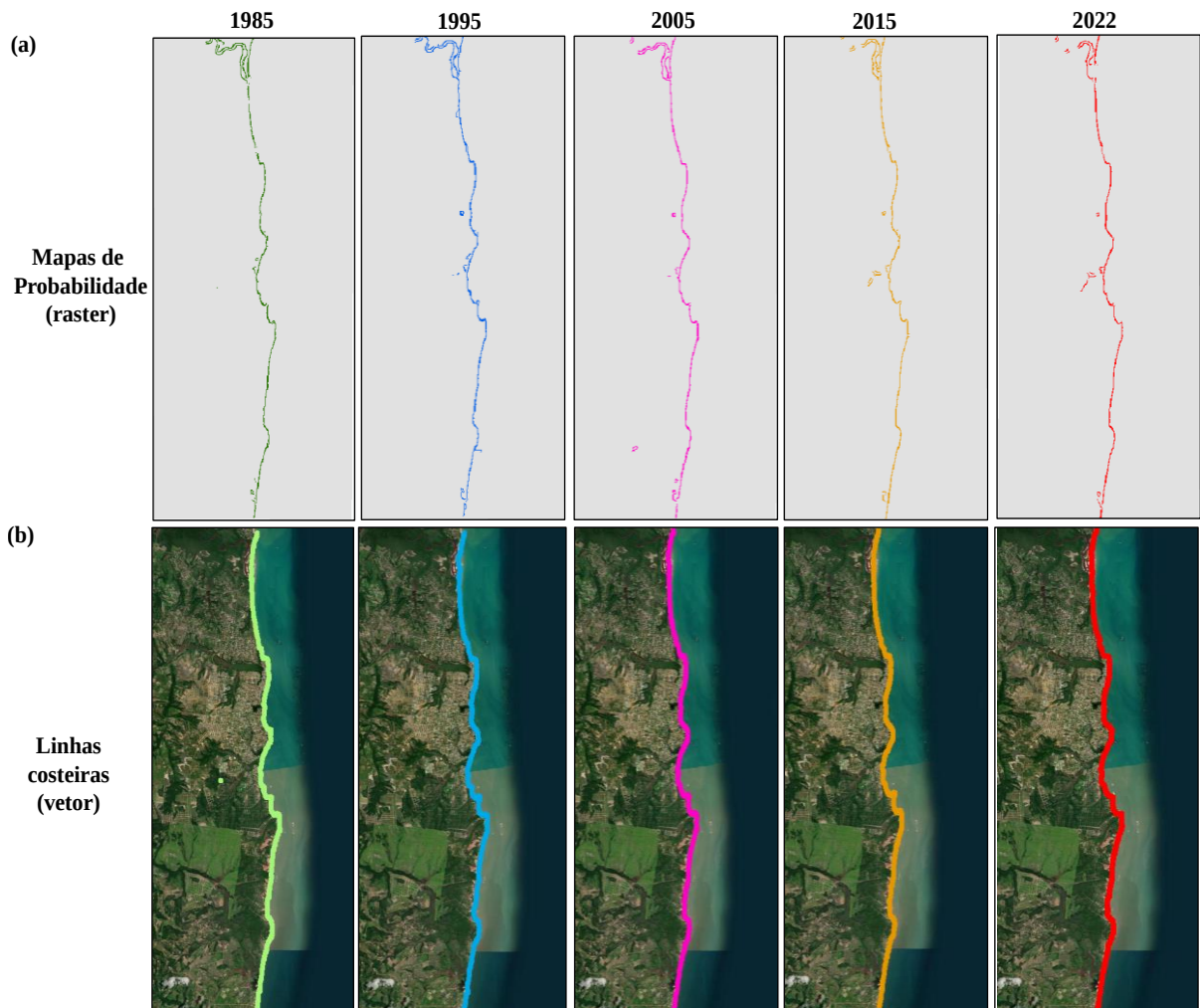
Todas as imagens de satélite válidas em cada grupo anual passaram por processo de tratamento de nuvens, com o objetivo de retirar o máximo possível da poluição que poderia interferir na delimitação da borda costeira. Dessa forma, foi aplicado o identificador Landsat.simpleCloudScore para selecionar os *pixels* com nuvens de cada imagem e prosseguir para o posterior tratamento. A classificação de nuvens a partir desse identificador foi capaz de selecionar as nuvens mais densas, referentes a *pixels* que possuíam uma probabilidade maior de serem nuvens, mas não foi capaz de identificar todas as parcelas dessas. Após o processo de identificação de nuvens, passou-se para a remoção dos *pixels* poluídos. O algoritmo utilizado foi capaz de substituir corretamente todas as nuvens identificadas na etapa anterior.

Diante disso, apesar de não ter sido identificadas todas as nuvens, a metodologia utilizada de identificação e remoção de nuvens foi eficiente para essa aplicação, pois foi capaz de recuperar regiões das imagens poluídas por nuvens (Figura 24 (b)), permitindo a utilização de imagens que seriam descartadas para a obtenção da linha costeira. Além disso, as nuvens que não foram removidas, foram consideradas como ruídos na aplicação do kernel gaussiano (Figura 24 (c)), não interferindo assim na obtenção correta da borda costeira (Figura 24 (d)).



Após a obtenção da linha costeira instantânea de todas as imagens pelo método Canny, foi realizado o cálculo do mapa de probabilidade para cada grupo anual de imagens. Após a utilização da classificação Jenks, obteve-se mapas com a indicação precisa dos *pixels* que possuíam a maior probabilidade de serem bordas (Figura 25 (a)). Diante disso, a quantidade e qualidade das imagens utilizadas, graças ao tratamento das nuvens, em conjunto com a metodologia de identificação de borda, possibilitaram a obtenção eficiente dos mapas de probabilidade, que resultaram na determinação de linhas costeiras representativas dos anos estudados (Figura 25(b)).

Figura 25 – Mapas de probabilidade e linhas costeiras obtidas para cada ano de estudo



Fonte: compilação da Autora.

4.2 MONITORAMENTO DAS MUDANÇAS COSTEIRAS

4.2.1 Análise de longo prazo

Para a análise de longo prazo (1985–2022) da linha costeira do município do Conde, foi utilizada a taxa de regressão linear ponderada (WLR). Na Tabela 1 está apresentado o resumo das taxas calculadas acerca das alterações da linha de costa a longo prazo. No geral, ao considerar toda a área de estudo, 62,01% dos transectos apresentaram erosão, com uma taxa média de $-0,73$ m/ano. Essa característica erosiva é observada também no valor da mudança média, na qual considera-se todos os transectos: $-0,27$ m/ano.

A maioria das zonas apresentaram mais transectos que sofreram erosão ($> 50\%$), com exceção apenas da zona IV que teve 37,14% dos transectos erodidos. Essa tendência também foi percebida na taxa média de mudança obtida em cada uma delas, com a indicação de erosão nas zonas I, II e III, com maior valor na zona II ($-0,55$ m/ano), e indicação de acreção apenas na zona IV, com taxa de $+0,21$ m/ano. A zona II foi a que apresentou a maior taxa média de erosão ($-0,93$ m/ano) e a zona IV, a menor ($-0,47$ m/ano). Já, em relação à taxa média de acreção, a zona IV foi a que apresentou maior valor ($+0,61$ m/ano), e a zona III menor valor ($+0,29$ m/ano).

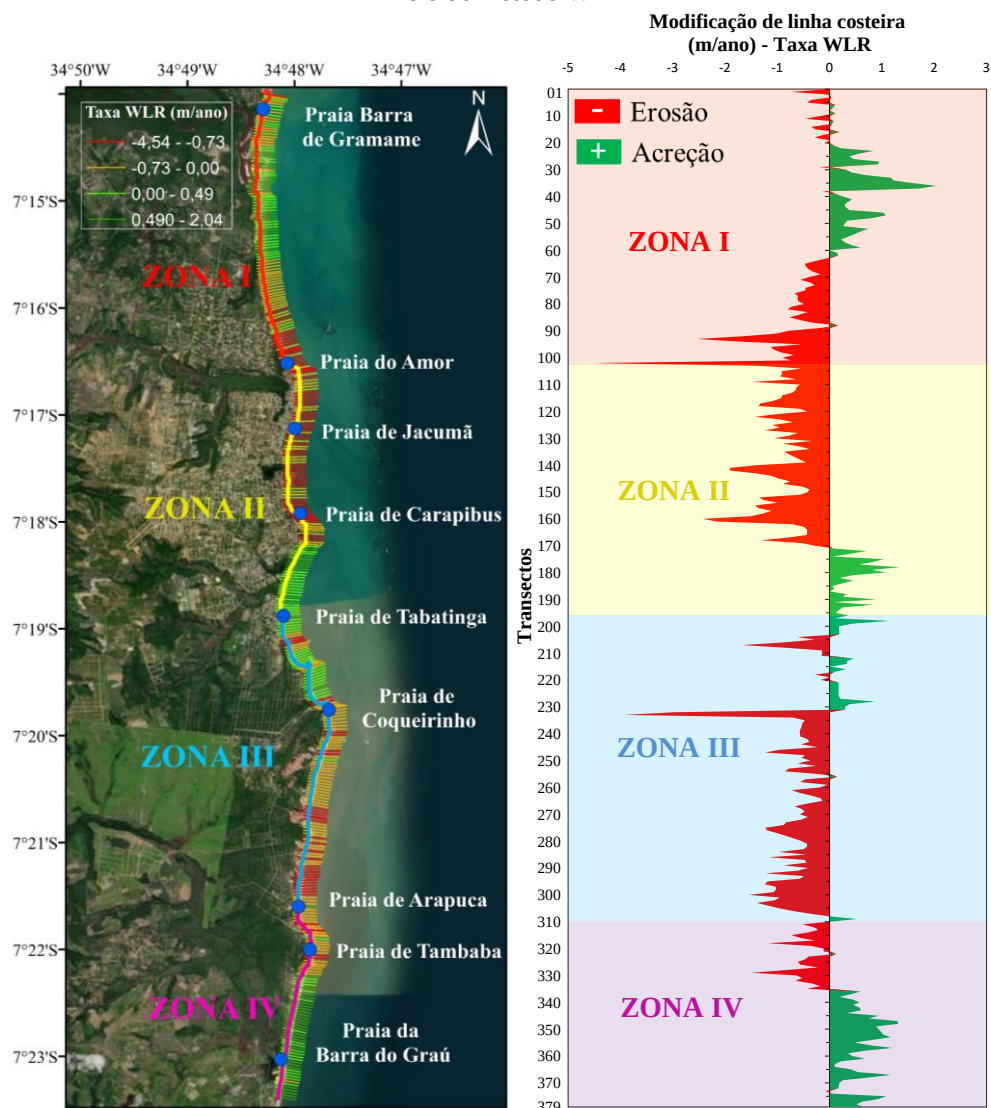
Tabela 1 – Resumo das taxas de alterações da linha costeiras calculadas de cada zona estudada, para análise de longo prazo (1985–2022) a partir da regressão linear ponderada (WLR)

Taxas estatísticas com base no WLR	Zona I	Zona II	Zona III	Zona IV	Total
ID dos transectos	1–103	104–96	197–309	310–379	1–379
Número total de transectos	103	93	113	70	379
Comprimento de costa (km)	5,14	4,61	6,04	3,49	19,28
Número total de transectos onde a erosão foi registrada	55	67	87	26	235
% do número total de transectos onde a erosão foi registrada	53,40%	72,04%	76,99%	37,14%	62,01%
Número total de transectos onde o acréscimo foi registrado	48	26	26	44	144
% do número total de transectos onde a acreção foi registrada	46,60%	27,96%	23,01%	62,86%	37,99%
Mudança média da linha costeira (m/ano)	$-0,11$	$-0,55$	$-0,47$	$+0,21$	$-0,27$
Desvio padrão da mudança média (m/ano)	0,83	0,76	0,66	0,63	0,78
Erosão máxima da linha costeira (m/ano)	$-4,54$	$-2,43$	$-3,94$	$-1,49$	$-4,54$
Taxa média de erosão (m/ano)	$-0,64$	$-0,93$	$-0,71$	$-0,47$	$-0,73$
Desvio padrão da taxa média de erosão (m/ano)	0,7	0,45	0,56	0,33	0,57
Acreção máxima da linha costeira (m/ano)	$+2,04$	$+1,35$	$+1,13$	$+1,31$	$+2,04$
Taxa média de acreção (m/ano)	$+0,51$	$+0,45$	$+0,29$	$+0,61$	$+0,49$
Desvio padrão da taxa média de acreção (m/ano)	0,46	0,28	0,29	0,37	0,39

Fonte: compilação da Autora.

A variação espacial das taxas WLR pode ser observada na Figura 26, onde as cores em tom de vermelho indicam regiões que sofreram erosão e as com tons de verde indicam áreas de acreção. Na imagem se destacam seis áreas com características predominantes. Analisando de Norte a Sul, a primeira área inicia na praia da Barra de Gramame, com uma tendência de erosão até o transecto 20, depois segue-se uma área de acreção (transecto 21 ao 62). Após se apresenta uma grande área de característica erosiva (transecto 63 a 170), contemplando as praias do Amor, Jacumã e Carapibus. A partir do transecto 171, segue-se uma região de acreção entre a praia de Carapibus e a Praia de Coqueirinho, área que contém a praia de Tabatinga. Após, segue-se a região entre a praia de Coqueirinho (transecto 232) e a praia de Tambaba (transecto 335) com características erosivas. Por fim, tem-se uma região de acreção que se segue até a praia da Barra do Graú.

Figura 26 – Modificação espacial e gráfica da linha costeira a longo prazo (1985–2022) nas zonas de estudo, por meio do método WLR

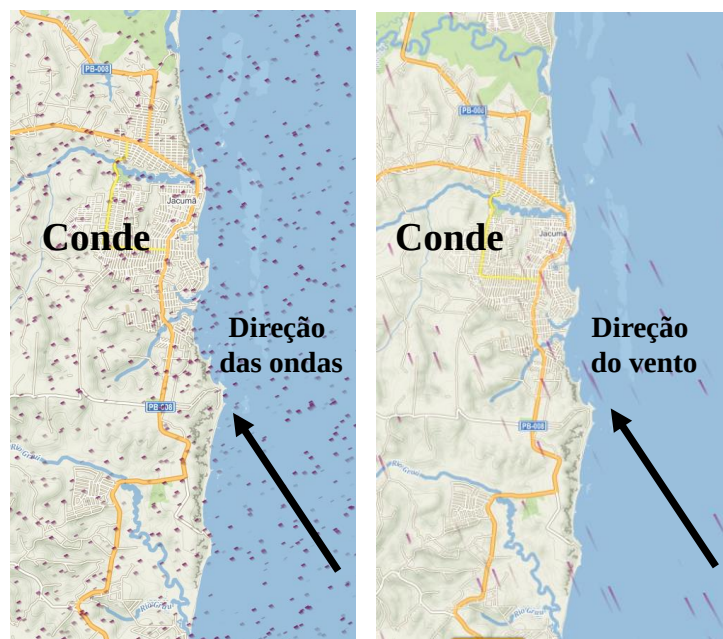


Fonte: compilação da Autora.

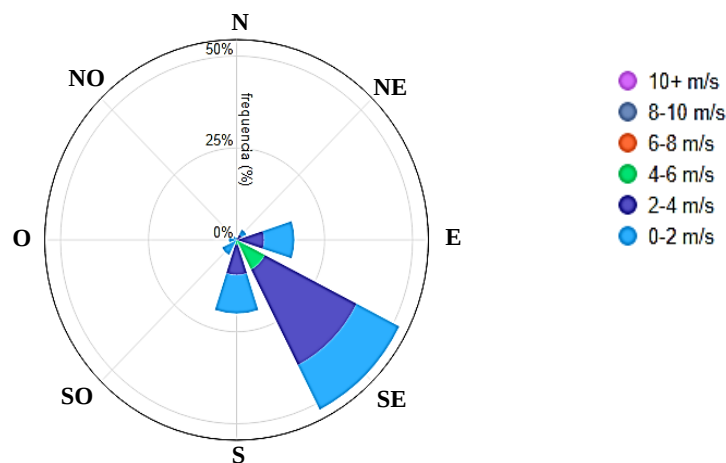
Ao analisar essas seis áreas dominantes, pode-se perceber que as regiões com características erosivas são aquelas mais ao Leste do mapa, com a presença de picos que as deixam mais próximas e suscetíveis à ação do mar. Enquanto que as áreas mais recuadas são aquelas que predominantemente sofreram acreção. Diante disso, pode-se perceber uma tendência de linearização da costa litorânea do município do Conde, a longo prazo, devido a ação ativa do mar e vento. Segundo Bezerra; Barreto e Suguio (2003), as taxas de erosão e acreção do Nordeste brasileiro podem ser explicadas pelos movimentos crustais neotectônicos que são controlados pela variação das correntes marinhas e ações eólicas. No litoral da Paraíba, a direção do vento e das ondas é, predominantemente, Sudeste (Figura 27) , com potencial eólico de $21,62\text{W/m}^2$ (SANTOS *et al.*, 2021).

Figura 27 – (a) Direção das ondas e do vento no litoral do Conde/PB (windy.com), (b) Rosa dos ventos para a PB (<http://www.mme.gov.br/projeteec>)

(a)



(b)



Fonte: adaptado pela Autora.

4.2.2 Análise de médio prazo

Para o estudo das alterações costeiras do litoral do Conde, a médio prazo, foi utilizada a taxa de ponto final (EPR) para cada intervalo de ano. A Tabela 2 apresenta o resumo das taxas calculadas para o estudo das alterações da linha de costa a médio prazo.

Tabela 2 – Resumo das taxas de alterações da linha costeiras calculadas de cada zona estudada, para análise de médio a partir da taxa de ponto final (EPR)

Intervalo de anos	Zona	% do nº total de transectos onde a erosão foi registrada	% do nº total de transectos onde a acreção foi registrada	Mudança média da linha costeira (m/ano)	Erosão máxima da linha costeira (m/ano)	Taxa média de erosão (m/ano)	Acreção máxima da linha costeira (m/ano)	Taxa média de acreção (m/ano)
1985–1995	I	26,21%	73,79%	+1,59	-2,46	-1,05	+9,22	+2,52
	II	23,66%	76,34%	+0,60	-8,13	-1,66	+3,76	+1,30
	III	23,89%	76,11%	+1,06	-2,52	-1,10	+20,60	+1,74
	IV	64,29%	35,71%	-1,31	-6,63	-2,57	+3,25	+0,95
	Total	31,93%	68,07%	+0,65	-8,13	-1,74	+20,60	+1,77
1995–2005	I	88,35%	11,65%	-1,91	-7,59	-2,25	+1,76	+0,69
	II	24,73%	75,27%	+0,60	-8,13	-1,66	+3,76	+1,30
	III	84,96%	15,04%	-0,99	-6,99	-1,38	+4,82	+1,18
	IV	25,71%	74,29%	+1,52	-6,10	-1,73	+8,10	+2,65
	Total	73,88%	26,12%	-0,75	-7,59	-1,68	+8,10	+1,89
2005–2015	I	41,75%	58,25%	+0,17	-14,66	-1,72	+6,29	+1,52
	II	68,82%	31,18%	-0,36	-6,76	-1,14	+5,73	+1,39
	III	73,45%	26,55%	-0,33	-3,17	-0,78	+5,91	+0,94
	IV	54,29%	45,71%	-0,04	-3,69	-1,37	+4,18	+1,52
	Total	60,16%	39,84%	-0,15	-14,66	-1,16	+6,29	+1,38
2015–2022	I	35,92%	64,08%	+0,82	-6,78	-2,34	+8,20	+2,59
	II	82,80%	17,20%	-2,05	-7,41	-2,90	+5,43	+2,08
	III	69,91%	30,09%	-2,02	-25,77	-3,57	+3,59	+1,58
	IV	40,00%	60,00%	+0,19	-4,86	-1,94	+3,14	+1,60
	Total	58,31%	41,69%	-0,85	-25,77	-2,93	+8,20	+2,06

Fonte: compilação da Autora.

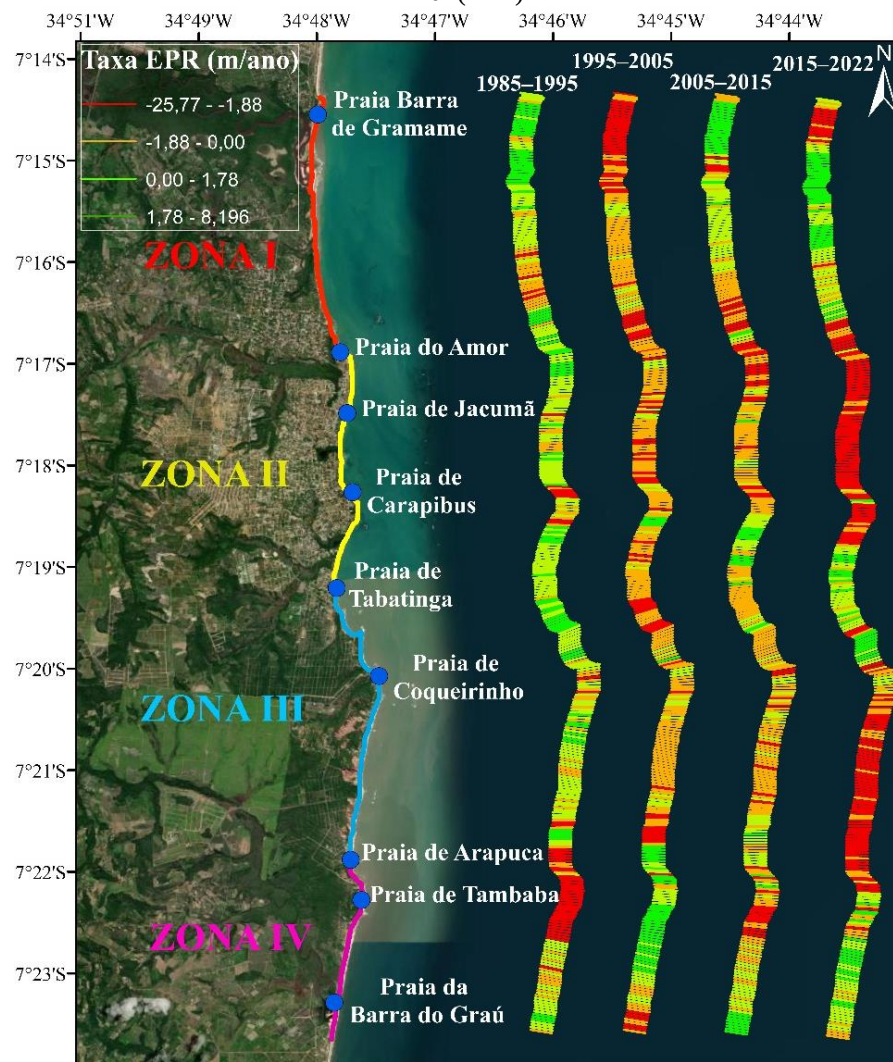
O primeiro intervalo estudado (1985–1995) foi o único que teve a maioria dos transectos com acreção, com 68,07%, e foi o único que apresentou uma mudança média da linha costeira

positiva (+0,65). A zona IV foi a única a sofrer erosão no primeiro intervalo, com a maioria dos transectos erodidos (64,29%) e mudança média da linha costeira negativa (−1,31 m/ano).

A partir de 1995, todos os intervalos analisados apresentaram a maioria dos transectos com erosão. O intervalo de 1995–2005 foi o que apresentou mais transectos erodidos (73,88%). Dentre os intervalos analisados, aquele que apresentou uma maior taxa média erosiva foi o intervalo mais recente (2015–2022), com −0,85 m/ano. No intervalo mais recente a zona que apresentou maior erosão foi a zona II, com 82,80% dos transectos erodidos e taxa média de erosão −2,90 m/ano.

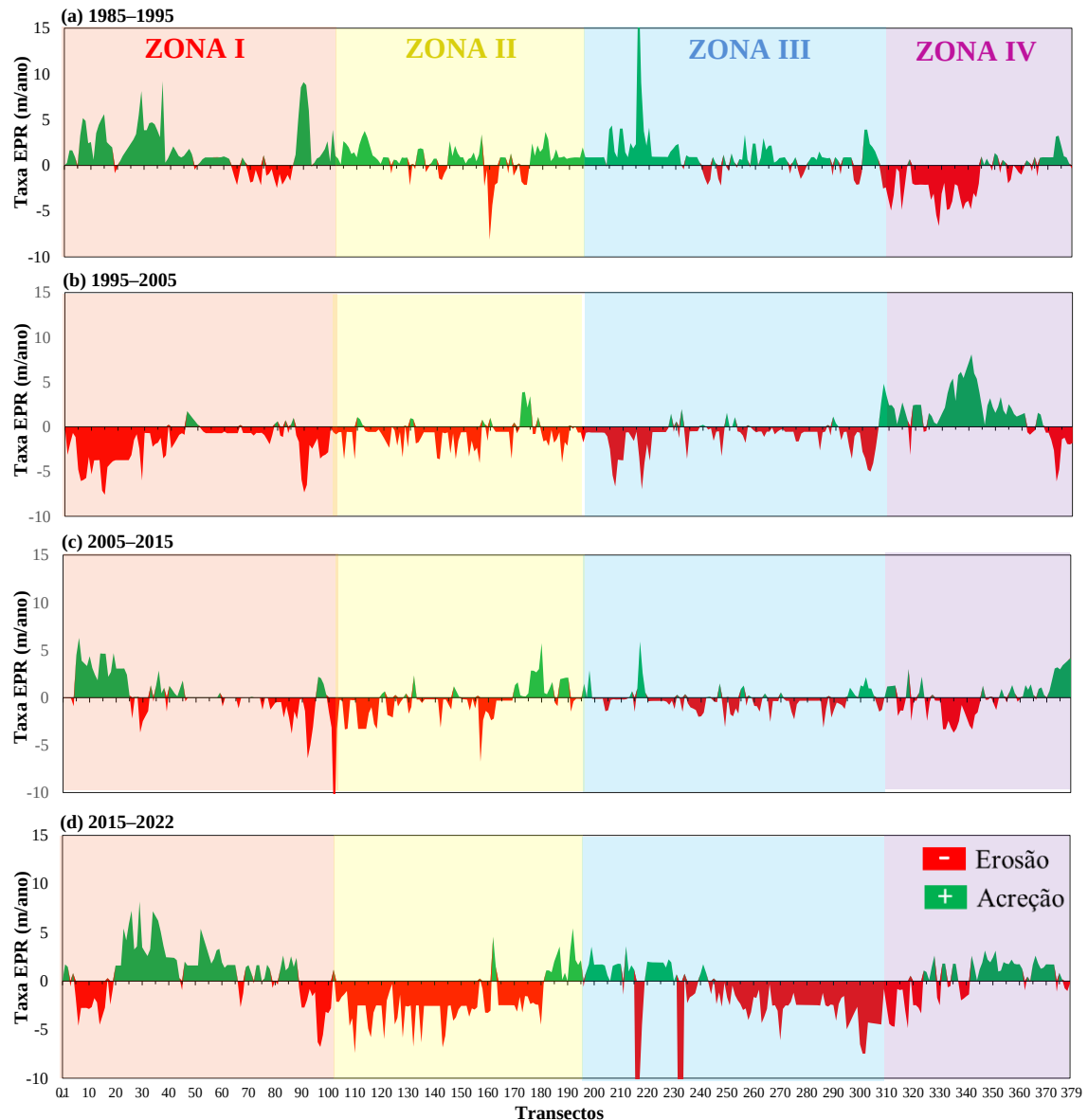
A variação costeira espacial e gráfica ao longo dos anos pode ser analisada nas Figuras 28 e 29.

Figura 28 – Modificação espacial da linha costeira a médio prazo nas zonas de estudo, a partir da taxa de ponto final (EPR)



Fonte: compilação da Autora.

Figura 29 – Modificação gráfica da linha costeira a médio prazo nas zonas de estudo, a partir da taxa de ponto final (EPR)



Fonte: compilação da Autora.

Ao analisar a modificação espacial e gráfica de médio prazo, verifica-se que nas áreas com predominância erosiva, regiões que contemplam as praias do Amor, Jacumã, Carapibus, Coqueirinho, Arapuça e Tambaba, ocorreu um aumento progressivo da erosão, com maior registro erosivo no intervalo mais recente (2015–2022). Com isso, percebe-se uma intensificação da erosão ao longo dos anos, o que pode ser justificado pelo aumento das atividades antrópicas nessas áreas ao longo dos anos, com o desenvolvimento do turismo, urbanização e construções imobiliárias em ascensão (LIMA; DALPERIO e AMARO, 2020). Enquanto que as zonas com características de acreção, que contém as praias da Barra de Gramame, Tabatinga, e Barra do Graú apresentaram, no decorrer do tempo, um comportamento

dinâmico, com períodos intercalados de erosão e acreção. Essa característica cíclica pode ser justificada pela atuação ativa do mar em todo o litoral, provocando, em alguns períodos, erosão predominante, transportando os sedimentos das regiões mais próximas do mar para as regiões mais recuadas, o que resulta na predominância de acreção nessas áreas em determinados períodos.

4.3 PREVISÃO DA LINHA COSTEIRA

Para realizar a previsão de posição da linha costeira para 10 anos (2032) e 20 anos (2042), foi utilizado o filtro de Kalman sobre os dados coletados das linhas costeiras de todos os grupos anuais. Após obter as previsões, foi aplicada a taxa EPR para entender as modificações das linhas previstas em função do último ano coletado (2022). O resumo das taxas calculadas está descrito na Tabela 3 e as distribuições gráfica e espacial estão apresentadas nas Figuras 30 e 31.

Tabela 3 – Resumo das taxas de alterações da linha costeiras calculadas de cada zona estudada, para a previsão de 10 anos (2032) e 20 anos (2042), a partir da taxa de ponto final (EPR)

Intervalo de anos	Zona	% do número total de transectos onde a erosão foi registrada	% do número total de transectos onde a acreção foi registrada	Mudança média da linha costeira (m/ano)	Erosão máxima da linha costeira (m/ano)	Taxa média de erosão (m/ano)	Acreção máxima da linha costeira (m/ano)	Taxa média de acreção (m/ano)
2022–2032	I	77,67%	22,33%	–0,57	–5,97	–0,85	+1,16	+0,39
	II	65,59%	34,41%	–0,26	–2,34	–0,81	+2,52	+0,79
	III	68,14%	31,86%	–0,17	–3,36	–0,64	+7,77	+0,82
	IV	31,43%	68,57%	+0,35	–4,55	–0,81	+2,09	+0,89
	Total	63,32%	36,68%	–0,21	–5,97	–0,77	+7,77	+0,77
2022–2042	I	67,96%	32,04%	–0,38	–5,53	–0,72	+1,48	+0,34
	II	76,34%	23,66%	–0,47	–2,17	–0,83	+1,86	+0,70
	III	81,42%	18,58%	–0,40	–2,55	–0,60	+3,05	+0,46
	IV	30,00%	70,00%	+0,34	–2,43	–0,56	+1,42	+0,73
	Total	67,02%	32,98%	–0,27	–5,53	–0,69	+3,05	+0,58

Fonte: Compilação da Autora

Para as duas linhas costeiras futuras, a taxa média de modificação prevista, considerando todos os transectos, é de erosão, –0,21m/ano para 2032 e –0,27 m/ano para 2042. Da mesma forma que foi observado nos anos anteriores, a única zona com mudança média de acreção foi a IV: +0,35m/ano para 2032 e +0,34 m/ano para 2042. E a zona que apresentou mais erosão foi a I (–0,57m/ano), em 2032, e a II (–0,47m/ano), em 2042.

Figura 30 – Distribuição gráfica da taxa EPR entre o ano 2022 e os anos de previsão: 2032 e 2042

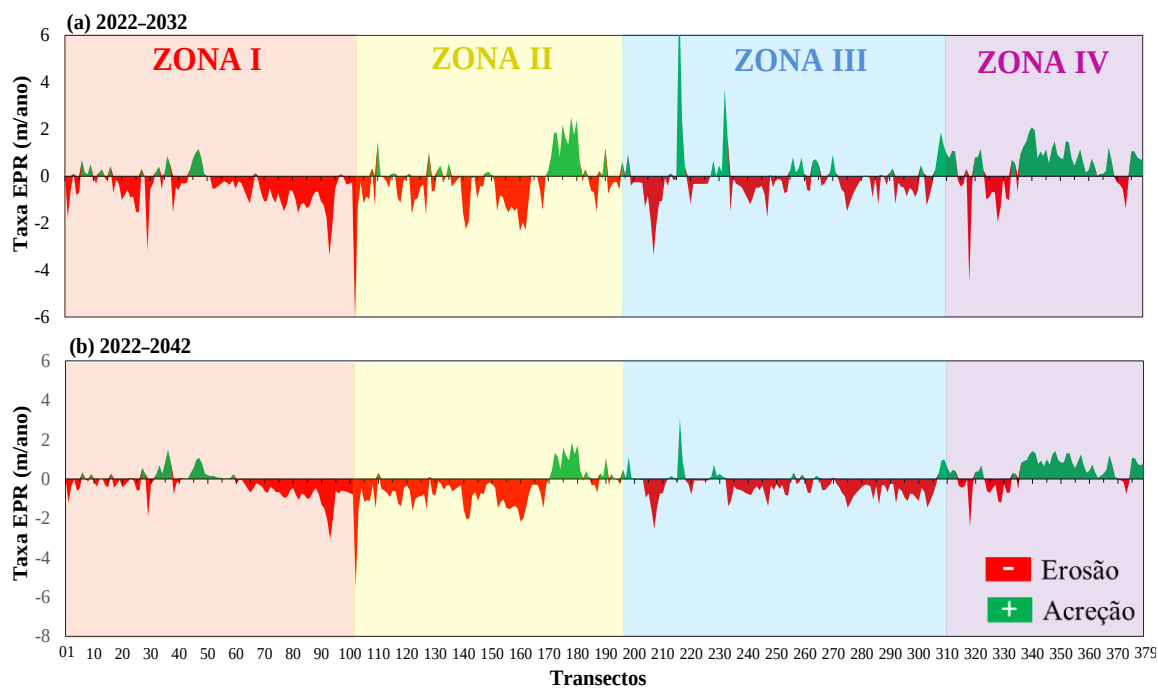
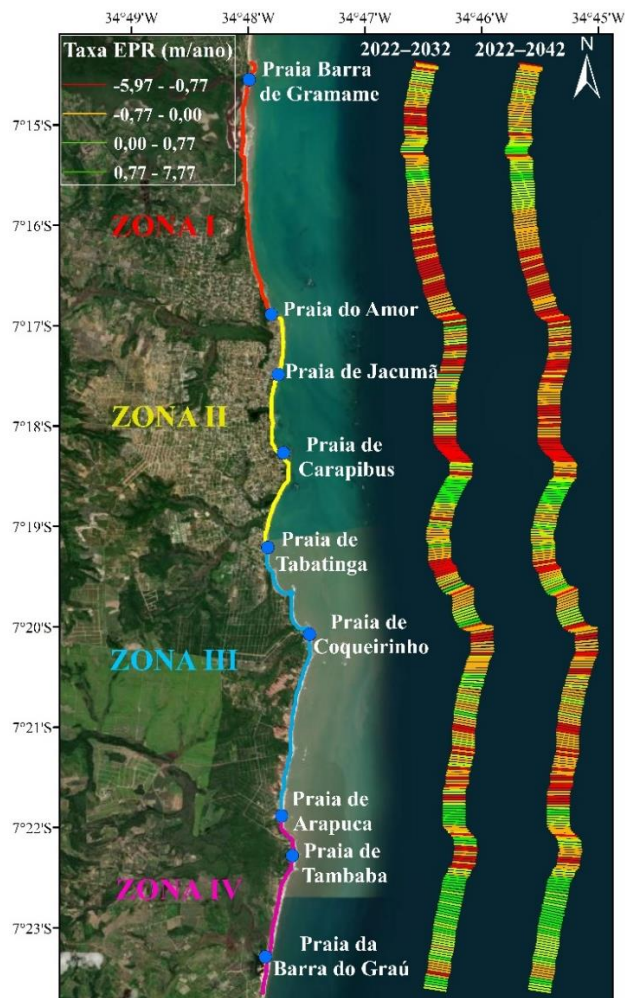


Figura 31 – Distribuição espacial da taxa (EPR) calculada entre o ano 2022 e os anos de previsão: 2032 e 2042



A partir da análise espacial e gráfica da taxa EPR aplicada nas linhas previstas, percebe-se que as regiões com maiores riscos de erosão são aquelas que já vinham apresentando uma intensificação da erosão ao longo dos anos. Constituindo regiões que devem ser analisados pelos gestores costeiros como áreas de alta vulnerabilidade futura de erosão. Sendo elas, as praias: Amor, Jacumã, Carapibus, Coqueiirinho, Arapuça e Tambaba.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 CONCLUSÕES

Por meio do estudo realizado e dos resultados apresentados, pôde-se verificar que o sensoriamento remoto é uma ferramenta eficiente para a análise das modificações costeiras. Permite a realização de estudos remotos de diferentes lugares do planeta, a partir da disponibilidade de dados para diferentes datas, que fornecem informações importantes para o entendimento da dinâmica de movimentação da linha costeira ao longo dos anos.

No estudo realizado no presente trabalho, o método aplicado para o tratamento de nuvens nas imagens de satélites se mostrou satisfatório, sendo capaz de retirar as nuvens densas nas imagens que estavam cobrindo determinados trechos, resultando em imagens mais limpas que puderam ser utilizadas na etapa seguinte de extração de borda. Devido ao tratamento de nuvens realizado, foi possível utilizar imagens de diferentes meses, de forma a obter um número suficiente que representasse cada grupo anual estudado.

Além disso, a metodologia de obtenção de linha costeira, com a extração de borda instantânea por meio do operador Canny e geração de linha costeira anual pelo cálculo do mapa de probabilidade, se mostrou muito eficiente para essa aplicação. Permitiu obter linhas costeiras que realmente representassem os grupos anuais de estudo, possibilitando a realização confiável do estudo da dinâmica costeira.

Na análise da modificação costeira do litoral do município do Conde, foi constatado que, a longo prazo, a região apresentou taxa média de modificação negativa ($-0,27\text{m/ano}$), indicando a ocorrência de mais erosão. Apresentando maior modificação média erosiva na Zona II ($-0,55\text{m/ano}$) e modificação média de acreção apenas na Zona IV ($+0,21\text{m/ano}$).

Na análise de médio prazo, foi identificado que as áreas com predominância erosiva apresentaram uma intensificação gradual da erosão ao longo dos anos, o que pode ser associado com o aumento de atividade humanas nas áreas costeiras ao longo dos anos. Enquanto que áreas

com maior ocorrência de acreção apresentaram um comportamento dinâmico, com períodos intercalados de erosão e acreção, indicando a atuação direta do mar que provoca erosão em certos períodos e deposição de sedimentos em outros.

As previsões de 10 anos (2032) e 20 anos (2042) mostraram a mesma tendência observada nos anos anteriores. Indicando as praias do Amor, Jacumã, Carapibus, Coqueirinho, Arapuça e Tambaba como áreas de maior risco futuro de erosão, se apresentando como regiões de maior vulnerabilidade que devem ser observadas pelos gestores da região.

5.2 RECOMENDAÇÕES

Como recomendações para futuras pesquisa, sugere-se:

1. **Estudos Multivariados:** o presente estudo considerou a análise espaço-temporal da linha costeira com base em dados de sensoriamento remoto. No entanto, pesquisas futuras podem incorporar fatores adicionais que influenciam a mudança da linha costeira, como o aumento do nível do mar, o padrão de sedimentação, as condições climáticas e os processos geológicos locais. Isso permitiria a realização de análises multivariadas mais completas, proporcionando uma compreensão mais profunda da dinâmica costeira;
2. **Aplicação de Novas Tecnologias:** a utilização de novas tecnologias, como VANTs, LiDAR e técnicas de processamento de imagem mais avançadas, pode melhorar a precisão e a resolução espacial das observações. Isso permitiria a detecção de mudanças sutis na linha costeira que podem não ser visíveis com o sensoriamento remoto tradicional;
3. **Estudos de Impacto Socioeconômico:** as mudanças na linha costeira têm implicações expressivas para as comunidades locais, infraestruturas e ecossistemas. Pesquisas futuras poderiam focar na avaliação dos impactos socioeconômicos dessas mudanças, como a perda de propriedade, a deslocação de comunidades e a perda de habitats críticos;
4. **Planejamento de Adaptação:** uma vez que as áreas de maior vulnerabilidade à erosão foram identificadas, pesquisas futuras poderiam se concentrar na elaboração de estratégias de adaptação específicas para essas áreas. Isso pode incluir a construção de infraestruturas de proteção costeira, a realocação de comunidades e infraestruturas

vulneráveis, e a restauração de ecossistemas costeiros naturais como dunas e manguezais;

5. **Monitoramento a Longo Prazo:** continuar o monitoramento a longo prazo das mudanças na linha costeira no município do Conde/PB e em outras áreas litorâneas na Paraíba seria útil para avaliar a eficácia das medidas de adaptação implementadas e para prever futuras mudanças na linha costeira;
6. **Estudos Comparativos:** comparar as taxas e os padrões de mudança da linha costeira entre diferentes regiões costeiras pode revelar semelhanças e diferenças que podem ser atribuídas a variações na geomorfologia costeira, processos marinhos, uso da terra e pressões antropogênicas;
7. **Impacto das Intervenções Humanas:** investigar a influência das intervenções humanas (por exemplo, a construção de quebra-mares, barragens, dragagem, etc.) na dinâmica da linha costeira também pode ser uma direção interessante para pesquisas futuras. Isso pode informar melhor os tomadores de decisão sobre os potenciais impactos de tais atividades.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABDELOUHED, F.; AHMED, A.; ABDELLAH, A.; MOHAMMED, I.; ZOUHAIR, O. Extraction and analysis of geological lineaments by combining ASTER-GDEM and Landsat 8 image data in the central high atlas of Morocco. **Natural Hazards**, vol. 111, no. 2, p. 1907–1929, 28 Mar. 2022. DOI 10.1007/s11069-021-05122-9. Available at: <https://link.springer.com/10.1007/s11069-021-05122-9>.
- ABIJITH, D.; SARAVANAN, S. Assessment of land use and land cover change detection and prediction using remote sensing and CA Markov in the northern coastal districts of Tamil Nadu, India. **Environmental Science and Pollution Research**, vol. 29, no. 57, p. 86055–86067, 12 Dec. 2022. DOI 10.1007/s11356-021-15782-6. Available at: <https://link.springer.com/10.1007/s11356-021-15782-6>.
- ADEBISI, N.; BALOGUN, A.-L.; MIN, T. H.; TELLA, A. Advances in estimating Sea Level Rise: A review of tide gauge, satellite altimetry and spatial data science approaches. **Ocean & Coastal Management**, vol. 208, p. 105632, Jul. 2021. DOI 10.1016/j.ocecoaman.2021.105632. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0964569121001174>.
- ALESHEIKH, A. A.; GHORBANALI, A.; NOURI, N. Coastline change detection using remote sensing. **International Journal of Environmental Science & Technology**, vol. 4, no. 1, p. 61–66, 1 Dec. 2007. DOI 10.1007/BF03325962. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/BF03325962>.
- ALEXANDRA, M.; LIMA, A. **MARE-Centro de Ciências do Mar e do Ambiente Camarinha: uma planta da zona costeira a divulgar e proteger. Resultados e desafios futuros do Projeto Emc 2 ' Explorar Matos de Camarinha da Costa'**. [S. l.: s. n.], 2021. Available at: <http://www.mare-centre.pt>.
- ANDRIOLO, U.; GARCIA-GARIN, O.; VIGHI, M.; BORRELL, A.; GONÇALVES, G. Beached and Floating Litter Surveys by Unmanned Aerial Vehicles: Operational Analogies and Differences. **Remote Sensing**, vol. 14, no. 6, p. 1336, 9 Mar. 2022. DOI 10.3390/rs14061336. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/6/1336>.
- ANGNUURENG, D. B.; BREMPONG, K. E.; JAYSON-QUASHIGAH, P. N.; DADA, O. A.; AKUOKO, S. G. I.; FRIMPOMAA, J.; MATTAH, P. A.; ALMAR, R. Satellite, drone and video camera multi-platform monitoring of coastal erosion at an engineered pocket beach: A showcase for coastal management at Elmina Bay, Ghana (West Africa). **Regional Studies in Marine Science**, vol. 53, p. 102437, Jun. 2022. DOI 10.1016/j.rsma.2022.102437. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352485522001414>.
- ANJOS, D. M. dos; ALVES, N. de A. R.; ARAÚJO, M. G. de; BARBOSA, M. E. F. Utilização de geoprocessamento na análise do meio físico e uso da terra no município de conde (pb), brasil. **Revista Geonorte**, , p. 1812–1822, 2012. .
- ANKRAH, J.; MONTEIRO, A.; MADUREIRA, H. Bibliometric Analysis of Data Sources and Tools for Shoreline Change Analysis and Detection. **Sustainability (Switzerland)**, vol. 14, no. 9, 2022. <https://doi.org/10.3390/su14094895>.
- APOSTOLOPOULOS, D.; NIKOLAKOPOULOS, K. A review and meta-analysis of remote sensing data, GIS methods, materials and indices used for monitoring the coastline evolution over the last twenty years. **European Journal of Remote Sensing**, vol. 54, no. 1, p. 240–265, 1 Jan. 2021. DOI 10.1080/22797254.2021.1904293. Available at: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/22797254.2021.1904293>.
- ARABI, B.; SALAMA, M. S.; PITARCH, J.; VERHOEF, W. Integration of in-situ and multi-sensor satellite observations for long-term water quality monitoring in coastal areas. **Remote Sensing of Environment**, vol. 239, p. 111632, Mar. 2020. DOI 10.1016/j.rse.2020.111632. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425720300018>.
- BALASURIYA, A. Coastal Area Management: Biodiversity and Ecological Sustainability in Sri

Lankan Perspective. **Biodiversity and Climate Change Adaptation in Tropical Islands**. [S. l.]: Elsevier, 2018. p. 701–724. DOI 10.1016/B978-0-12-813064-3.00025-9. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780128130643000259>.

BALEW, A.; KORME, T. Monitoring land surface temperature in Bahir Dar city and its surrounding using Landsat images. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, vol. 23, no. 3, p. 371–386, Dec. 2020. DOI 10.1016/j.ejrs.2020.02.001. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1110982319300377>.

BEZERRA, F. H. .; BARRETO, A. M. .; SUGUIO, K. Holocene sea-level history on the Rio Grande do Norte State coast, Brazil. **Marine Geology**, vol. 196, no. 1–2, p. 73–89, Apr. 2003. DOI 10.1016/S0025-3227(03)00044-6. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0025322703000446>.

BOAK, E. H.; TURNER, I. L. Shoreline Definition and Detection: A Review. **Journal of Coastal Research**, vol. 214, p. 688–703, Jul. 2005. DOI 10.2112/03-0071.1. Available at: <http://www.bioone.org/doi/abs/10.2112/03-0071.1>.

BRITO, C. S. de; SILVA, R. M. da; SANTOS, C. A. G.; BRASIL NETO, R. M.; COELHO, V. H. R. Monitoring meteorological drought in a semiarid region using two long-term satellite-estimated rainfall datasets: A case study of the Piranhas River basin, northeastern Brazil. **Atmospheric Research**, vol. 250, p. 105380, Mar. 2021. DOI 10.1016/j.atmosres.2020.105380. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016980952031317X>.

BUONO, A.; FERRENTINO, E.; LI, Y.; DE MACEDO, C. R. Ocean and Coastal Area Information Retrieval Using SAR Polarimetry. [S. l.: s. n.], 2022. p. 235–278. DOI 10.1007/978-3-031-21225-3_10. Available at: https://link.springer.com/10.1007/978-3-031-21225-3_10.

BURNINGHAM, H.; FERNANDEZ-NUNEZ, M. Shoreline change analysis. **Sandy Beach Morphodynamics**. [S. l.]: Elsevier, 2020. p. 439–460. DOI 10.1016/B978-0-08-102927-5.00019-9. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780081029275000199>.

CCRS. Fundamentals of Remote Sensing. Paris: Natural Resources Canada Canada Centre for Remote Sensing. 2007. .

CHRISBEN SAM, S.; GURUGNANAM, B. Coastal transgression and regression from 1980 to 2020 and shoreline forecasting for 2030 and 2040, using DSAS along the southern coastal tip of Peninsular India. **Geodesy and Geodynamics**, vol. 13, no. 6, p. 585–594, 2022. DOI 10.1016/j.geog.2022.04.004. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.geog.2022.04.004>.

CONCIANI, D. E.; SANTOS, L. P. dos; SILVA, T. S. F.; DURIGAN, G.; ALVARADO, S. T. Human-climate interactions shape fire regimes in the Cerrado of São Paulo state, Brazil. **Journal for Nature Conservation**, vol. 61, p. 126006, Jun. 2021. DOI 10.1016/j.jnc.2021.126006. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1617138121000534>.

CORREIA FILHO, W. L. F.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. de; SANTOS, C. T. B. dos; BATISTA, B. A.; SANTIAGO, D. de B.; SILVA JUNIOR, C. A. da; TEODORO, P. E.; COSTA, C. E. S. da; SILVA, E. B. da; FREIRE, F. M. The influence of urban expansion in the socio-economic, demographic, and environmental indicators in the City of Arapiraca-Alagoas, Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, vol. 25, p. 100662, Jan. 2022. DOI 10.1016/j.rsase.2021.100662. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352938521001981>.

CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea. Diagnóstico do município de Conde, estado da Paraíba**. [S. l.: s. n.], 2005.

CRIADO, M.; SANTOS-FRANCÉS, F.; MARTÍNEZ-GRAÑA, A.; SÁNCHEZ, Y.; MERCHÁN, L. Multitemporal Analysis of Soil Sealing and Land Use Changes Linked to Urban Expansion of Salamanca (Spain) Using Landsat Images and Soil Carbon Management as a Mitigating Tool for

Climate Change. **Remote Sensing**, vol. 12, no. 7, p. 1131, 2 Apr. 2020. DOI 10.3390/rs12071131. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/7/1131>.

DA CUNHA, E. R.; SANTOS, C. A. G.; DA SILVA, R. M.; BACANI, V. M.; TEODORO, P. E.; PANACHUKI, E.; DE SOUZA OLIVEIRA, N. Mapping LULC types in the Cerrado-Atlantic Forest ecotone region using a Landsat time series and object-based image approach: A case study of the Prata River Basin, Mato Grosso do Sul, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, vol. 192, no. 2, p. 136, 24 Feb. 2020. DOI 10.1007/s10661-020-8093-9. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/s10661-020-8093-9>.

DAROLD, F. R.; IRIGARAY, C. T. J. H. A IMPORTÂNCIA DA PRESERVAÇÃO E CONSERVAÇÃO DAS ÁREAS ÚMIDAS COMO MECANISMO DE EFETIVAÇÃO DO DIREITO CONSTITUCIONAL AO MEIO AMBIENTE ECOLÓGICAMENTE EQUILIBRADO PARA AS FUTURAS GERAÇÕES. **REVISTA DIREITO E JUSTIÇA: REFLEXÕES SOCIOJURÍDICAS**, vol. 18, no. 31, p. 167, 15 Aug. 2018. DOI 10.31512/rdj.v18i31.2535. Available at: http://srvapp2s.santoangelo.uri.br/seer/index.php/direito_e_justica/article/view/2535.

DING, Y.; YANG, X.; JIN, H.; WANG, Z.; LIU, Y.; LIU, B.; ZHANG, J.; LIU, X.; GAO, K.; MENG, D. Monitoring Coastline Changes of the Malay Islands Based on Google Earth Engine and Dense Time-Series Remote Sensing Images. **Remote Sensing**, vol. 13, no. 19, p. 3842, 25 Sep. 2021. DOI 10.3390/rs13193842. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/13/19/3842>.

FAISAL, A. Al; RAHMAN, M. M.; HAQUE, S. Retrieving spatial variation of aerosol level over urban mixed land surfaces using Landsat imageries: Degree of air pollution in Dhaka Metropolitan Area. **Physics and Chemistry of the Earth**, vol. 126, p. 103074, 1 Jun. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2021.103074>.

FISCHER, P.; DIETRICH, P.; ACHTERBERG, E. P.; ANSELM, N.; BRIX, H.; BUSSMANN, I.; EICKELMANN, L.; FLÖSER, G.; FRIEDRICH, M.; RUST, H.; SCHÜTZE, C.; KOEDEL, U. Effects of Measuring Devices and Sampling Strategies on the Interpretation of Monitoring Data for Long-Term Trend Analysis. **Frontiers in Marine Science**, vol. 8, 2 Dec. 2021. DOI 10.3389/fmars.2021.770977. Available at: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fmars.2021.770977/full>.

FOTI, G.; BARBARO, G.; BARILLÀ, G. C.; MANCUSO, P.; PUNTORIERI, P. Shoreline erosion due to anthropogenic pressure in Calabria (Italy). **European Journal of Remote Sensing**, , p. 1–21, 3 Nov. 2022. DOI 10.1080/22797254.2022.2140076. Available at: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/22797254.2022.2140076>.

FRANCO, M. Erosão. 2019. Available at: <https://www.agazeta.com.br/es/gv/especialista-sobre-erosoes--estamos-pagando-por-construcoes-erradas-0719>.

FREITAS, L. M. T. Detecção e remoção automática de nuvens e sombras de nuvens em imagens obtidas de dados de sensoriamento remoto para modelagem hidrológica. 2022. .

FUNCTIONS, L. Cloud Removal for Optical Remote Sensing Imagery Using Distortion Coding Network Combined with Compound Loss Functions. 2022. .

GHAZALI, N. H. M.; AWANG, N. A.; MAHMUD, M.; MOKHTAR, A. Impact of Sea Level Rise and Tsunami on Coastal Areas of North-West Peninsular Malaysia. **Irrigation and Drainage**, vol. 67, p. 119–129, Jul. 2018. DOI 10.1002/ird.2244. Available at: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ird.2244>.

GLOBAL FLOREST LINK. How does satellite imaging work? 2021. Available at: <https://globalforestlink.com/how-does-satellite-imaging-work/#:~:text=Satellites use different kinds of,reflected back from the Earth>. Accessed on: 27 Mar. 2023.

GOODWIN, N. R.; COLLETT, L. J.; DENHAM, R. J.; FLOOD, N.; TINDALL, D. Cloud and cloud shadow screening across Queensland, Australia: An automated method for Landsat TM/ETM+ time

series. **Remote Sensing of Environment**, vol. 134, p. 50–65, Jul. 2013. DOI 10.1016/j.rse.2013.02.019. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425713000606>.

GUHA, S.; GOVIL, H. An assessment on the relationship between land surface temperature and normalized difference vegetation index. **Environment, Development and Sustainability**, vol. 23, no. 2, p. 1944–1963, 24 Feb. 2021. DOI 10.1007/s10668-020-00657-6. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/s10668-020-00657-6>.

GUO, L.; SUN, X.; FU, P.; SHI, T.; DANG, L.; CHEN, Y.; LINDERMAN, M.; ZHANG, G.; ZHANG, Y.; JIANG, Q.; ZHANG, H.; ZENG, C. Mapping soil organic carbon stock by hyperspectral and time-series multispectral remote sensing images in low-relief agricultural areas. **Geoderma**, vol. 398, p. 115118, Sep. 2021. DOI 10.1016/j.geoderma.2021.115118. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706121001981>.

GUO, Y.; LONG, T.; JIAO, W.; ZHANG, X.; HE, G.; WANG, W.; PENG, Y.; XIAO, H. Siamese Detail Difference and Self-Inverse Network for Forest Cover Change Extraction Based on Landsat 8 OLI Satellite Images. **Remote Sensing**, vol. 14, no. 3, p. 627, 28 Jan. 2022. DOI 10.3390/rs14030627. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/3/627>.

HALDER, B.; AMEEN, A. M. S.; BANDYOPADHYAY, J.; KHEDHER, K. M.; YASEEN, Z. M. The impact of climate change on land degradation along with shoreline migration in Ghoramara Island, India. **Physics and chemistry of the earth. Parts A/B/C**, vol. 126, p. 103135, 2022. .

HASSAN, M. I.; RAHMAT, N. H. THE EFFECT OF COASTLINE CHANGES TO LOCAL COMMUNITY'S SOCIAL-ECONOMIC. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, vol. XLII-4/W1, p. 25–36, 29 Sep. 2016. DOI 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W1-25-2016. Available at: <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLII-4-W1/25/2016/>.

HIMMELSTOSS, E. A.; HENDERSON, R. E.; KRATZMANN, M. G.; FARRIS, A. S. Digital Shoreline Analysis System (DSAS) Version 5.1 User Guide. **U.S. Geological Survey Open: Reston, VI, USA**, , p. 104, 2021. .

HONG, X.; CHEN, L.; SUN, S.; SUN, Z.; CHEN, Y.; MEI, Q.; CHEN, Z. Detection of Oil Spills in the Northern South China Sea Using Landsat-8 OLI. **Remote Sensing**, vol. 14, no. 16, p. 3966, 15 Aug. 2022. DOI 10.3390/rs14163966. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/16/3966>.

HUANG, X.; LIU, A.; LI, J. Mapping and analyzing the local climate zones in China's 32 major cities using Landsat imagery based on a novel convolutional neural network. **Geo-spatial Information Science**, vol. 24, no. 4, p. 528–557, 2 Oct. 2021. DOI 10.1080/10095020.2021.1892459. Available at: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10095020.2021.1892459>.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - LANDSAT. [s. d.]. Available at: <http://www.dgi.inpe.br/documentacao/satelites/landsat>.

JEDLOVEC, G. J.; HAINES, S. L.; LAFONTAINE, F. J. Spatial and Temporal Varying Thresholds for Cloud Detection in GOES Imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, vol. 46, no. 6, p. 1705–1717, Jun. 2008. DOI 10.1109/TGRS.2008.916208. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4505540/>.

JENICE AROMA, R.; RAIMOND, K. An overview of technological revolution in satellite image analysis. **Journal of Engineering Science and Technology Review**, vol. 9, no. 4, p. 1–5, 2016. <https://doi.org/10.25103/jestr.094.01>.

JIANG, D.; HAO, M.; FU, J. Monitoring the Coastal Environment Using Remote Sensing and GIS Techniques. **Applied Studies of Coastal and Marine Environments**. [S. l.]: InTech, 2016. DOI 10.5772/62242. Available at: <http://www.intechopen.com/books/applied-studies-of-coastal-and-marine-environments/monitoring-the-coastal-environment-using-remote-sensing-and-gis-techniques>.

JUNG, H. C.; KANG, D.-H.; KIM, E.; GETIRANA, A.; YOON, Y.; KUMAR, S.; PETERS-LIDARD, C. D.; HWANG, E. Towards a soil moisture drought monitoring system for South Korea. **Journal of Hydrology**, vol. 589, p. 125176, Oct. 2020. DOI 10.1016/j.jhydrol.2020.125176. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022169420306363>.

LABMAR. Erosão costeira: solução é estudo e planejamento. 2018. Available at: <https://g1.globo.com/es/espírito-santo/especial-publicitario/labmar/noticia/erosao-costeira-solucao-e-estudo-e-planejamento.ghtml>.

LI, Y.; WEI, F.; ZHANG, Y.; CHEN, W.; MA, J. HS2P: Hierarchical spectral and structure-preserving fusion network for multimodal remote sensing image cloud and shadow removal. **Information Fusion**, vol. 94, no. January, p. 215–228, 2023. DOI 10.1016/j.inffus.2023.02.002. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.02.002>.

LI, Z.; SHEN, H.; WENG, Q.; ZHANG, Y.; DOU, P.; ZHANG, L. Cloud and cloud shadow detection for optical satellite imagery : Features , algorithms , validation , and prospects ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing Cloud and cloud shadow detection for optical satellite imagery : Features , algorithms ,. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, vol. 188, no. April, p. 89–108, 2022. DOI 10.1016/j.isprsjprs.2022.03.020. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.03.020>.

LIMA, M. G.; DALPERIO, H. C.; AMARO, E. L. G. Potencial turístico do litoral de Conde – Paraíba, Brasil: desenvolvimento local sustentável. **Revista Contribuciones a las Ciencias Sociales**, 2020. Available at: <https://www.eumed.net/rev/cccss/2020/01/potencial-turistico-brasil.html>.

LONG, J. W.; PLANT, N. G. Extended Kalman Filter framework for forecasting shoreline evolution. **Geophysical Research Letters**, vol. 39, no. 13, p. 1–6, 2012. <https://doi.org/10.1029/2012GL052180>.

LUIJENDIJK, A.; HAGENAARS, G.; RANASINGHE, R.; BAART, F.; DONCHYTS, G.; AARNINKHOF, S. The State of the World's Beaches. **Scientific Reports**, vol. 8, no. 1, p. 6641, 27 Apr. 2018. DOI 10.1038/s41598-018-24630-6. Available at: <https://www.nature.com/articles/s41598-018-24630-6>.

MAGLIONE, P.; PARENTE, C.; VALLARIO, A. Coastline extraction using high resolution WorldView-2 satellite imagery. **European Journal of Remote Sensing**, vol. 47, no. 1, p. 685–699, 17 Jan. 2014. DOI 10.5721/EuJRS20144739. Available at: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.5721/EuJRS20144739>.

MANSOURMOGHADDAM, M.; GHAFARIAN MALAMIRI, H. R.; ROUSTA, I.; OLAFSSON, H.; ZHANG, H. Assessment of Palm Jumeirah Island's Construction Effects on the Surrounding Water Quality and Surface Temperatures during 2001–2020. **Water**, vol. 14, no. 4, p. 634, 18 Feb. 2022. DOI 10.3390/w14040634. Available at: <https://www.mdpi.com/2073-4441/14/4/634>.

MAO, K.; YUAN, Z.; ZUO, Z.; XU, T.; SHEN, X.; GAO, C. Changes in Global Cloud Cover Based on Remote Sensing Data from 2003 to 2012. **Chinese Geographical Science**, vol. 29, no. 2, p. 306–315, 2019. <https://doi.org/10.1007/s11769-019-1030-6>.

MARTÍNEZ, C.; GREZ, P. W.; MARTÍN, R. A.; ACUÑA, C. E.; TORRES, I.; CONTRERAS-LÓPEZ, M. Coastal erosion in sandy beaches along a tectonically active coast: The Chile study case. **Progress in Physical Geography: Earth and Environment**, vol. 46, no. 2, p. 250–271, 23 Apr. 2022. DOI 10.1177/03091333211057194. Available at: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/03091333211057194>.

MARU, M.; ASSEN, M.; MEKURIAW, A.; ALEMAYEHU, A. Land Use/Cover Dynamics and its Implication in Alwero Watershed, Western Ethiopia. **Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section A: Physical Sciences**, 13 Mar. 2023. DOI 10.1007/s40010-023-00820-4. Available at: <https://link.springer.com/10.1007/s40010-023-00820-4>.

MURRAY, J.; ADAM, E.; WOODBORNE, S.; MILLER, D.; XULU, S.; EVANS, M. Monitoring

Shoreline Changes along the Southwestern Coast of South Africa from 1937 to 2020 Using Varied Remote Sensing Data and Approaches. **Remote Sensing**, vol. 15, no. 2, 2023. <https://doi.org/10.3390/rs15020317>.

NAMMALWAR, P.; GOWRI, V. S.; SATHEESH, S. Marine Biodiversity Conservation and Management in India. **Ecology and Conservation of Tropical Marine Faunal Communities**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013. p. 433–449. DOI 10.1007/978-3-642-38200-0_28. Available at: https://link.springer.com/10.1007/978-3-642-38200-0_28.

NASA. Landsat Science - LANDSAT 9. 2023a. Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-9/>. Accessed on: 17 Apr. 2023.

NASA. Landsat Science - Operational Land Imager. 2023b. Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/spacecraft-instruments/operational-land-imager/>. Accessed on: 27 Mar. 2023.

NASA. Landsat Science - The Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+). 2023c. Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/the-enhanced-thematic-mapper-plus-etm/>.

NASA. Landsat Science - The Multispectral Scanner System. 2023d. Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/multispectral-scanner-system/>. Accessed on: 27 Mar. 2023.

NASA. Landsat Science - Thermal Infrared Sensor. 2023e. Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/spacecraft-instruments/thermal-infrared-sensor/>. Accessed on: 27 Mar. 2023.

NEUMANN, B.; VAFEIDIS, A. T.; ZIMMERMANN, J.; NICHOLLS, R. J. Future Coastal Population Growth and Exposure to Sea-Level Rise and Coastal Flooding - A Global Assessment. **PLOS ONE**, vol. 10, no. 3, p. e0118571, 11 Mar. 2015. DOI 10.1371/journal.pone.0118571. Available at: <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0118571>.

NIANG, A. J. Remote Sensing and GIS Application for Natural Hazards Assessment of the Mauritanian Coastal Zone. **Applications of Space Techniques on the Natural Hazards in the MENA Region**. Cham: Springer International Publishing, 2022. p. 195–223. DOI 10.1007/978-3-030-88874-9_9. Available at: https://link.springer.com/10.1007/978-3-030-88874-9_9.

OON, A.; AHMAD, A.; MD SAH, S.; ABDUL MAULUD, K. N.; YAHYA, M. S.; LECHNER, A. M.; AZHAR, B. The conservation of biodiverse continuous forests and patches may provide services that support oil palm yield: Evidence from satellite crop monitoring. **Cleaner Production Letters**, vol. 4, p. 100036, Jun. 2023. DOI 10.1016/j.clpl.2023.100036. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S266679162300009X>.

PAN, H.; JIA, Y.; ZHAO, D.; XIU, T.; DUAN, F. A Tidal Flat Wetlands Delineation and Classification Method for High-Resolution Imagery. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, vol. 10, no. 7, p. 451, 1 Jul. 2021. DOI 10.3390/ijgi10070451. Available at: <https://www.mdpi.com/2220-9964/10/7/451>.

PHIRI, D.; SIMWANDA, M.; SALEKIN, S.; NYIRENDA, V.; MURAYAMA, Y.; RANAGALAGE, M. Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review. **Remote Sensing**, vol. 12, no. 14, p. 2291, 16 Jul. 2020. DOI 10.3390/rs12142291. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/14/2291>.

PRIYONO, K. D. IDENTIFICATION OF MANGROVE CHANGES IN THE MAHAKAM DELTA IN 2007-2017 USING ALOS/PALSAR AND LANDSAT. **International Journal of GEOMATE**, vol. 23, no. 96, 1 Aug. 2022. DOI 10.21660/2022.96.3312. Available at: <https://geomatejournal.com/geomate/article/view/3312/2918>.

ROSA, CONRAD RODRIGUES. **CARTOGRAFIA GEOTÉCNICA DA ÁREA COSTEIRA NO MUNICÍPIO DO CONDE (PB): CARACTERIZAÇÃO MORFOPEDOLÓGICA E PROCESSOS DE URBANIZAÇÃO**. [S. l.: s. n.], 2017.

ROSA, Conrad Rodrigues; SOUZA, N. M. de; SANTOS JUNIOR, O. F. dos; PAULO NETO, T. de A. Caracterização geotécnica das falésias no município do Conde, Paraíba. **Anais do XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica**, 2016. <https://doi.org/10.20906/cps/cb-09-0016>.

SANTOS, C. A. G.; NASCIMENTO, T. V. M. do; MISHRA, M.; SILVA, R. M. da. Analysis of long- and short-term shoreline change dynamics: A study case of João Pessoa city in Brazil. **Science of the Total Environment**, vol. 769, p. 144889, 2021. DOI 10.1016/j.scitotenv.2020.144889. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144889>.

SHARIFI, A.; FELEGARI, S.; TARIQ, A. Mangrove forests mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite images. **Arabian Journal of Geosciences**, vol. 15, no. 20, p. 1593, 6 Oct. 2022. DOI 10.1007/s12517-022-10867-z. Available at: <https://link.springer.com/10.1007/s12517-022-10867-z>.

SHEN, H.; LI, X.; CHENG, Q.; ZENG, C.; YANG, G.; LI, H.; ZHANG, L. Missing Information Reconstruction of Remote Sensing Data: A Technical Review. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine**, vol. 3, no. 3, p. 61–85, Sep. 2015. DOI 10.1109/MGRS.2015.2441912. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7284768/>.

SZUSTER, B. W.; CHEN, Q.; BORGER, M. A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones. **Applied Geography**, vol. 31, no. 2, p. 525–532, Apr. 2011. DOI 10.1016/j.apgeog.2010.11.007. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0143622810001530>.

TEIXEIRA, D. C. F.; AMORIM, M. C. de C. T. Multicriteria Spatial Modeling: Methodological Contribution to the Analysis of Atmospheric and Surface Heat Islands in Presidente Prudente, Brazil. **Climate**, vol. 10, no. 4, p. 56, 4 Apr. 2022. DOI 10.3390/cli10040056. Available at: <https://www.mdpi.com/2225-1154/10/4/56>.

TEODORO, A. C.; DUARTE, L. The role of satellite remote sensing in natural disaster management. **Nanotechnology-Based Smart Remote Sensing Networks for Disaster Prevention**, , p. 189–216, 1 Jan. 2022. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91166-5.00015-X>.

TIAN, H.; XU, K.; GOES, J. I.; LIU, Q.; GOMES, H. do R.; YANG, M. Shoreline Changes Along the Coast of Mainland China—Time to Pause and Reflect? **ISPRS International Journal of Geo-Information**, vol. 9, no. 10, p. 572, 29 Sep. 2020. DOI 10.3390/ijgi9100572. Available at: <https://www.mdpi.com/2220-9964/9/10/572>.

TSIAKOS, C.-A. D.; CHALKIAS, C. Use of Machine Learning and Remote Sensing Techniques for Shoreline Monitoring: A Review of Recent Literature. **Applied Sciences**, vol. 13, no. 5, p. 3268, 3 Mar. 2023. DOI 10.3390/app13053268. Available at: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/5/3268>.

UNDERWOOD, S. G.; ANDERS, F. J. Evaluation of the Coastal Features Mapping System for Shoreline Mapping (No. CERC-91-13). **Coastal Engineering Research Center: Vicksburg, MS, USA**, , p. 49, 1991. .

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Landsat 4-5 Thematic Mapper (TM) Level-1 Data Products. 2018a. DOI 10.5066/F7N015TQ. Available at: <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-landsat-archives-landsat-4-5-thematic-mapper-tm-level-1-data>. Accessed on: 27 Mar. 2023.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Landsat Legacy - Return Beam Vidicon (RBV) Film Only. 2018b. DOI 10.5066/F7H994GQ. Available at: <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-landsat-legacy-return-beam-vidicon-rbv-film-only>. Accessed on: 27 Mar. 2023.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Tracking Change Over Time : Understanding Remote Sensing. no. March, p. 2–5, 2016. .

WARE, D.; BUCKWELL, A.; TOMLINSON, R.; FOXWELL-NORTON, K.; LAZAROW, N. Using

- Historical Responses to Shoreline Change on Australia's Gold Coast to Estimate Costs of Coastal Adaptation to Sea Level Rise. **Journal of Marine Science and Engineering**, vol. 8, no. 6, p. 380, 26 May 2020. DOI 10.3390/jmse8060380. Available at: <https://www.mdpi.com/2077-1312/8/6/380>.
- WEI, W.; PANG, S.; WANG, X.; ZHOU, L.; XIE, B.; ZHOU, J.; LI, C. Temperature Vegetation Precipitation Dryness Index (TVPDI)-based dryness-wetness monitoring in China. **Remote Sensing of Environment**, vol. 248, p. 111957, Oct. 2020. DOI 10.1016/j.rse.2020.111957. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425720303278>.
- XIONG, P.; TONG, L.; ZHANG, K.; SHEN, X.; BATTISTON, R.; OUZOUNOV, D.; IUPPA, R.; CROOKES, D.; LONG, C.; ZHOU, H. Towards advancing the earthquake forecasting by machine learning of satellite data. **Science of The Total Environment**, vol. 771, p. 145256, Jun. 2021. DOI 10.1016/j.scitotenv.2021.145256. Available at: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0048969721003223>.
- XU, N.; GAO, Z.; NING, J. Analysis of the characteristics and causes of coastline variation in the Bohai Rim (1980–2010). **Environmental Earth Sciences**, vol. 75, no. 8, p. 719, 13 Apr. 2016. DOI 10.1007/s12665-016-5452-5. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/s12665-016-5452-5>.
- ZHANG, Y.; HOU, X. Characteristics of Coastline Changes on Southeast Asia Islands from 2000 to 2015. **Remote Sensing**, vol. 12, no. 3, p. 519, 5 Feb. 2020. DOI 10.3390/rs12030519. Available at: <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/3/519>.
- ZHAO, X.; PAN, S.; SUN, Z.; GUO, H.; ZHANG, L.; FENG, K. Advances of Satellite Remote Sensing Technology in Earthquake Prediction. **Natural Hazards Review**, vol. 22, no. 1, Feb. 2021. DOI 10.1061/(ASCE)NH.1527-6996.0000419. Available at: <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%29NH.1527-6996.0000419>.
- ZHU, Z.; QIU, S.; HE, B.; DENG, C. Cloud and Cloud Shadow Detection for Landsat Images: The Fundamental Basis for Analyzing Landsat Time Series. **Remote Sensing Time Series Image Processing**, no. May, p. 3–23, 2019. <https://doi.org/10.1201/9781315166636-1>.