



UNIVERSIDADE
E D U A R D O
MONDLANE

FACULDADE DE CIÊNCIAS
Departamento de Matemática e Informática

Trabalho de Licenciatura em
Ciências de Informação Geográfica

**Análise Histórica e Projecção da Expansão Urbana do
Município de Maputo usando Técnicas de Geoprocessamento e
Aprendizado de Máquina**

Autor: Fernando Gomes Bernardo

Maputo, Setembro de 2025



UNIVERSIDADE
E D U A R D O
MONDLANE

FACULDADE DE CIÊNCIAS

Departamento de Matemática e Informática

Trabalho de Licenciatura em
Ciências de Informação Geográfica

**Análise Histórica e Projecção da Expansão Urbana do
Município de Maputo usando Técnicas de Geoprocessamento e
Aprendizado de Máquina**

Autor: Fernando Gomes Bernardo

Supervisora: Mestre, Sandra Domingos Sambo, UEM

Maputo, Setembro de 2025

Dedicatória

Dedico aos meus pais, Gomes Bernardo e Emília Fernando, cuja força, sacrifício e amor incondicional moldaram os valores que hoje me sustentam.

Aos meus sobrinhos (Isidro, Lourena, Milvia, Sheizer, Taizer, Bonguile, Ariel e Gwen) e a minha prima Fausia, que, apesar de serem tecnicamente da geração seguinte, sempre estiveram ao meu lado como irmãos. Encontrei em vocês laços de sangue, companheirismo e inspiração diária. Que este trabalho represente uma semente de motivação para que cada um de vocês trilhe um caminho ainda mais brilhante, com coragem, sabedoria e esperança.

Declaração de Honra

Eu, Fernando Gomes Bernardo, declaro por minha honra que o presente Trabalho de Licenciatura é resultado da minha investigação e que o processo foi concebido para ser submetido apenas para a obtenção do grau de Licenciado em Ciências de Informação Geográfica, na faculdade de Ciências da Universidade Eduardo Mondlane.

Maputo, Setembro de 2025

(Fernando Gomes Bernardo)

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ser fonte de força, equilíbrio e direcção ao longo da minha trajectória pessoal e académica.

Agradeço à Universidade Eduardo Mondlane, em especial aos docentes do Departamento de Matemática e Informática da Faculdade de Ciências pela partilha de conhecimento e pelo apoio durante a minha formação. Cada aula, orientação e incentivo contribuíram de forma significativa para minha evolução académica e técnica.

À minha supervisora, Mestre Sandra Sambo, agradeço pela orientação técnica, dedicação incansável e apoio constante ao longo de todo o desenvolvimento deste trabalho.

Sou imensamente grato aos meus pais, Gomes Bernardo e Emília Fernando, pelo amor incondicional, pelo exemplo de integridade e pelo suporte incansável em todos os momentos da minha vida. Aos meus irmãos, Nilsa e Benjamim, dedico um agradecimento especial pelo carinho, apoio emocional e companheirismo, sendo para mim verdadeiros segundos pais.

Agradeço aos meus tios, Gabriel Nhanala e Delfina Fernando, nos primeiros anos da faculdade, oferecendo estrutura e apoio essenciais.

À minha namorada, Jennifer Bié, pela paciência, incentivo e parceria nos momentos mais desafiadores deste processo.

Aos amigos e colegas Samuel Ouana e António Macaringue, pela amizade, partilha de conhecimento e apoio mútuo ao longo da jornada.

Reconheço também as oportunidades de crescimento oferecidas por Cardoso, Ivan, Jeff e Olatundé, que contribuíram directamente para meu desenvolvimento profissional em Sistemas de Informação Geográfica.

Expresso ainda minha sincera gratidão ao Sensei Herco ZauZau, pelas conversas e dicas na área de Ciência de Dados, bem como pela recomendação do livro *Data Science do Zero*, que teve um papel fundamental na construção da minha base conceitual e prática neste trabalho.

Por fim, agradeço ao Espaço de Inovação da UEM, no âmbito do programa ICT4Dev – Apoio à Monografia, pelo suporte técnico e metodológico. Em especial, agradeço a António Morais, Bernabé Bila e ao professor Juvêncio Manjate, pelo acompanhamento, orientações práticas e incentivo à inovação neste trabalho.

Epígrafe

“Dizem que quando corres atrás do sonho não te doem as pernas”

Hernâni da Silva Mudanisse

Resumo

A rápida urbanização no Município de Maputo tem gerado significativas transformações no uso e cobertura do solo, demandando ferramentas que auxiliem no entendimento de sua dinâmica e na previsão de cenários futuros. Este trabalho teve como objectivo geral analisar a expansão urbana do Município de Maputo entre os anos de 1984 e 2004, com projecção para 2044, utilizando técnicas de Geoprocessamento aliadas a métodos de Aprendizado de Máquina.

Foram utilizadas imagens de satélite da série *Landsat* (1984, 2004 e 2024), classificadas por meio do algoritmo *Random Forest* no ambiente R, com posterior validação baseada em índice Kappa.

A acurácia global das classificações foi elevada: 94.3% (1984), 96.1% (2004) e 92.21% na simulação de 2024, com respectivos índices Kappa de 0.8737, 0.9143 e 0.8852. A simulação de 2024, realizada com o plugin *MOLUSCE* no QGIS, serviu como base para validação da metodologia.

Para a projecção de 2044, foi utilizada a abordagem por Redes Neurais Artificiais, parametrizada com taxa de aprendizagem de 0.002, 10 camadas ocultas e 1000 iterações, considerando variáveis condicionantes como declividade, orientação, distância a áreas construídas, vias e corpos de água.

Os resultados evidenciaram um padrão contínuo de expansão da área construída, que passou de 6 046ha em 1984 para 29 325ha em 2024, com previsão de alcançar 38 760ha em 2044. Esse crescimento se deu, sobretudo, sobre áreas anteriormente cobertas por vegetação e solo exposto. Maputo apresenta sinais de saturação urbana, enquanto *KaTembe* surge como novo vector de crescimento, impulsionado por obras de infraestrutura como a ponte Maputo–*KaTembe*. *KaNyaka*, embora ainda preserve maior cobertura vegetal, também exhibe sinais de pressão antrópica,

A previsão validada permite compreender a tendência de ocupação territorial, como também oferece uma ferramenta prática para apoiar decisões de ordenamento do território. A partir desses resultados, é possível identificar zonas prioritárias para intervenção e planeamento, visando uma expansão urbana mais equilibrada e sustentável.

Palavras-chave: Expansão Urbana; Geoprocessamento; *Random Forest*; *MOLUSCE*; Município de Mpauto

Abstract

The rapid urbanization in the Municipality of Maputo has generated significant transformations in land use and land cover, demanding tools that support the understanding of its dynamics and the prediction of future scenarios. The general objective of this study was to analyze the urban expansion of the Municipality of Maputo between 1984 and 2004, with projections for 2044, using Geoprocessing techniques combined with Machine Learning methods.

Satellite images from the Landsat series (1984, 2004, and 2024) were used, classified through the *Random Forest* algorithm in the R environment, with subsequent validation based on the confusion matrix and Kappa index.

The overall classification accuracy was high: 94.3% (1984), 96.1% (2004), and 92.21% in the 2024 simulation, with corresponding Kappa indices of 0.8737, 0.9143, and 0.8852. The 2024 simulation, performed with the MOLUSCE plugin in QGIS, served as the basis for validating the methodology.

For the 2044 projection, an Artificial Neural Network approach was employed, parameterized with a learning rate of 0.002, 10 hidden layers, and 1000 iterations, considering conditioning variables such as slope, aspect, distance to built-up areas, roads, and water bodies.

The results revealed a continuous pattern of built-up area expansion, increasing from 6,046 ha in 1984 to 29,325 ha in 2024, with a forecast to reach 38,760 ha in 2044. This growth occurred mainly over areas previously covered by vegetation and bare soil. Maputo shows signs of urban saturation, while *KaTembe* emerges as a new growth vector, driven by infrastructure projects such as the Maputo–*KaTembe* Bridge. *KaNyaka*, although still preserving larger vegetation cover, also exhibits signs of anthropogenic pressure.

The validated projection allows for a better understanding of territorial occupation trends and offers a practical tool to support land-use planning decisions. Based on these results, it is possible to identify priority areas for intervention and planning, aiming for a more balanced and sustainable urban expansion.

Keywords: Urban Expansion; Geoprocessing; *Random Forest*; MOLUSCE; Maputo Municipality;

Abreviaturas

ANN	Rede Neural Artificial (<i>Artificial Neural Network</i>)
CENACARTA	Centro Nacional de Cartografia e Teledetecção
CPU	Unidade Central de Processamento (<i>Central Processing Unit</i>)
DEM	Modelo Digital de Elevação (<i>Digital Elevation Model</i>)
DR	Detecção Remota
ETM	Mapeador Temático Aprimorado (<i>Enhanced Thematic Mapper</i>)
GHz	Gigahertz (unidade de frequência do processador)
IA	Inteligência Artificial
Kappa	Índice Kappa (estatística para validação de classificações)
MOLUSCE	Modelagem de Mudanças de Uso/Cobertura do Solo (<i>Modules for Land Use Change Simulations in QGIS</i>)
NASA	Administração Nacional da Aeronáutica e Espaço (<i>National Aeronautics and Space Administration</i>)
NDBI	Índice de Áreas Construídas por Diferença Normalizada (<i>Normalized Difference Built-Up Index</i>)
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>)
NDWI	Índice de Água por Diferença Normalizada (<i>Normalized Difference Water Index</i>)
OLI	Imagem Operacional da Terra (<i>Operational Land Imager</i>)
PDUT	Planos Distritais de Uso da Terra
PEU	Planos de Estrutura Urbana
RAM	Memória de Acesso Aleatório (<i>Random Access Memory</i>)
REM	Radiação Eletromagnética
RF	<i>Random Forest</i>
SIG	Sistemas de Informação Geográfica
SRTM	Missão de Topografia por Radar do Ônibus Espacial (<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>)
SVM	Máquina de Vetores de Suporte (<i>Support Vector Machine</i>)
TM	Mapeador Temático (<i>Thematic Mapper</i>)
USGS	Serviço Geológico dos Estados Unidos (<i>United States Geological Survey</i>)
WGS	Sistema Geodésico Mundial (<i>World Geodetic System</i>)

Índice

Dedicatória.....	i
Declaração de Honra.....	ii
Agradecimentos.....	iii
Epígrafe	iv
Resumo.....	v
Abstract	vi
Abreviaturas.....	vii
Lista de Figuras.....	xii
Lista de Tabelas.....	xiii
Introdução.....	1
1.1. Contextualização	1
1.2. Definição do Problema	2
1.3. Justificativa	3
1.4. Relevância de Estudo.....	4
1.5. Objectivos	5
1.5.1. Geral.....	5
1.5.2. Específicos	5
1.6. Descrição da Área de Estudo	5
1.6.1. Localização Geográfica do Município de Maputo	5
1.6.2. Clima	6
1.6.3. Relevo	6
1.6.4. Demografia.....	7
1.6.5. Urbanização	7
Revisão de Literatura.....	8
2.1 Expansão Urbana.....	8

2.1.1.	Impactos Ambientais e Sociais na Expansão Urbana.....	9
2.2	Uso e Ocupação do Solo.....	9
2.2.1.	Políticas de Uso e Ocupação do Solo	10
2.2.1.1.	Políticas de Uso e Ocupação do Solo em Moçambique	10
2.2.2.	Impactos do Uso e Ocupação do Solo	11
2.2.3.	Estratégias de Uso e Ocupação do Solo.....	12
2.2.3.1.	Estratégias de Uso e Ocupação do Solo em Moçambique.....	13
2.3	Sistemas de Informação Geográfica.....	13
2.3.1.	Componentes de Sistemas de Informação Geográfica	14
2.3.2.	Estrutura Interna de Sistemas de Informação Geográfica.....	15
2.3.3.	Aplicações dos Sistemas de Informação Geográfica na Expansão Urbana	16
2.4	Detecção Remota	17
2.4.1.	Comportamento Espectral dos Alvos.....	18
2.4.2.	Satélites	19
2.4.2.1.	Missão <i>Landsat</i>	19
2.4.2.1.1.	Satélite <i>Landsat 5</i>	20
2.4.2.1.2.	Satélite <i>Landsat 8</i>	21
2.5	Aprendizado de Máquina.....	22
2.5.1.	Tipos de Aprendizado de Máquina	23
2.5.2.	Algoritmo <i>Random Forest</i>	24
2.5.3.	Algoritmo <i>Random Forest</i> na Expansão Urbana.....	24
2.6	Kappa de Cohen em Modelos de Aprendizado de Máquina.....	25
	Material e Métodos	27
3.1	Materiais.....	27
3.1.1	Descrição dos Dados Usados	27
3.1.2	Descrição das Variáveis Espectrais	29
3.1.3	Descrição das Variáveis Topográficas	31
3.1.4	Ferramentas e Tecnologias Usadas	31

3.2	Métodos	32
3.2.1	Procedimentos Computacionais Considerados	34
Resultados e Discussão		37
4.1	Uso e Cobertura do Solo de 1984.....	37
4.2	Uso e Cobertura do Solo de 2004.....	38
4.3	Mudanças de Uso e Cobertura do Solo entre 1984 e 2004.....	40
4.4	Matriz de Transição 1984 – 2004.....	41
4.5	Uso e Cobertura do Solo de 2024.....	42
4.6	Projeção de Uso e Cobertura do Solo para 2024.....	43
4.7	Validação do Modelo de Previsão do Uso e Cobertura do Solo para o ano de 2024.....	46
4.8	Projeção de Uso e Cobertura do Solo para 2044.....	47
Conclusões e Recomendações		50
6.1	Conclusão	50
6.2	Limitações	51
6.3	Recomendações.....	51
Referências Bibliográficas.....		53
Anexos.....		59
Anexo 1: Uma parte da Tabela de Colecta das Amostras de Uso e Cobertura do Solo.....		59
Anexo 2: Trecho do Código em R do Treinamento do Modelo <i>Random Forest</i>		59
Anexo 3: Tabela Estatística da Variação da área por classe de uso e cobertura do solo (1984–2004) no <i>MOLUSCE</i>		60
Anexo 4: Tabela da Matriz de Trasição de uso e cobertura do solo (1984–2004) no <i>MOLUSCE</i>		60
Anexo 5: Parâmetros de Configuração e Desempenho do Modelo Preditivo no <i>MOLUSCE</i>		61
Anexo 6: Captura de Tela do ambiente <i>MOLUSCE</i> no QGIS que acurácia.....		61
Anexo 7: Mapa de NDVI do Município de Maputo do ano de 1984		62
Anexo 8: Mapa de NDVI do Município de Maputo do ano de 2004		63
Anexo 9: Mapa de NDVI do Município de Maputo do ano de 2024		64
Anexo 10: Mapa de NDBI do Município de Maputo do ano de 1984		65

Anexo 11: Mapa de NDBI do Município de Maputo do ano de 2004	66
Anexo 12: Mapa de NDBI do Município de Maputo do ano de 2024	67
Anexo 13: Mapa de NDWI do Município de Maputo do ano de 1984	68
Anexo 14: Mapa de NDWI do Município de Maputo do ano de 2004	69
Anexo 15: Mapa de NDWI do Município de Maputo do ano de 2024	70

Lista de Figuras

Figura 1: Mapa de Localização do Município de Maputo.....	6
Figura 2: Componentes de um SIG (Fonte: https://www.geoaplicada.com/sig-e-suas-aplicacoes/ acessado em 1 de Dezembro de 2024)	15
Figura 3: Estrutura Interna de um SIG (Fonte: Adaptado de Câmara & Ortiz (2000)).....	16
Figura 4: Esquema representativo dos quatro elementos fundamentais das técnicas de Detecção Remota (Fonte: Novo e Ponzoni (2001)).....	17
Figura 5: Comportamento espectral dos principais alvos: água limpa, vegetação sadia e solo exposto seco (Fonte: Novais (2017))	18
Figura 6: Tipos de Aprendizado de Máquina (Fonte: Adpatado de Alura Tecnologia (2021)).....	23
Figura 7: Algoritmo de Random Forest (Fonte: Adaptado de GeeksforGeeks (2024)).....	24
Figura 8: Fluxograma Simplificado de Procedimentos.....	33
Figura 9: Fluxograma dos procedimentos computacionais (Fonte: Adaptado de Laurentino (2024)) ...	36
Figura 10: Mapa de Uso e Cobertura do Solo – 1984	37
Figura 11: Mapa de Uso e Cobertura do Solo – 2004	39
Figura 12: Mapa de Uso e Cobertura do Solo – 2024 (conhecido)	42
Figura 13: Mapa de Uso e Cobertura do Solo Previsto para o Ano de 2024.....	44
Figura 14: Mapa de Uso e Cobertura do Solo Previsto para o Ano de 2044.....	48

Lista de Tabelas

Tabela 1: Bandas espectrais do satélite <i>Landsat 5</i> (sensor <i>Multispectral Scanner</i>).....	20
Tabela 2: Bandas espectrais do satélite <i>Landsat 5</i> (sensor <i>Thematic Mapper</i>).....	21
Tabela 3: Bandas espectrais do satélite <i>Landsat 8</i> (sensor <i>Operational Land Imager</i>).....	22
Tabela 4: Interpretação dos Valores do Coeficiente Kappa de Cohen (Adaptado de Vindell, 2021).....	26
Tabela 5: Materiais usados na concepção da pesquisa.....	29
Tabela 6: Fórmulas do cálculo de índices (NDVI, NDBI e NDWI)	30
Tabela 7: Ferramentas e tecnologias utilizadas na pesquisa.....	31
Tabela 8: Área ocupada por classe de uso e cobertura do solo em 1984	38
Tabela 9: Distribuição da área por classe de uso e cobertura do solo – 2004.....	40
Tabela 10: Variação da área por classe de uso e cobertura do solo (1984-2004).....	40
Tabela 11: Matriz de Transição de Uso e Cobertura do Solo entre 1984 e 2004 (em %)	42
Tabela 12: Distribuição da área por classe de uso e cobertura do solo – 2024	43
Tabela 13: Áreas Ocupadas por Classe de Uso e Cobertura do Solo (Previsão 2024)	45
Tabela 14: Áreas Ocupadas por Classe de Uso e Cobertura do Solo para o ano de 2044.....	48

Introdução

Este capítulo tem como objectivo apresentar o contexto da pesquisa, destacando o problema que motivou o estudo, a justificativa para sua realização, a relevância científica do tema, bem como os objectivos que orientam o desenvolvimento da investigação.

1.1. Contextualização

Segundo Guevane (2020) a expansão urbana é um processo de ocupação do solo por meio da densificação e/ou ampliação sucessiva da sua área urbana ao longo do tempo. Vários tipos e formas podem ocorrer. A densificação pode ter uma dimensão edificatória (intensa verticalização), dimensão demográfica (aumento populacional) e mista (interação destas duas).

O processo de urbanização é global e envolve os mais diversos aspectos da vida humana, como a economia, a política, a cultura e a sociedade como um todo. Tal processo conduz a humanidade a se organizar em modos de vida cada vez mais urbanos e, por consequência, diferentes do mundo rural, o que se reflete em cidades de tamanho e densidade cada vez mais elevados, transformando de forma contundente a paisagem em todas as regiões do planeta (Spinelli, *et al.* 2013).

A expansão urbana verifica-se em quase toda extensão de Moçambique, tanto em espaços actualmente considerados urbanos como em áreas consideradas rurais. Enquanto o crescimento urbano é causado principalmente pelo crescimento natural da população (2.7%), a migração rural contribui com 0.8% de crescimento por ano, muitas vezes com picos de aceleração causados por catástrofes naturais, conflitos, ou pelo reassentamento da população resultante de actividades económicas (UN-Habitat, 2023).

Na sequência deste crescimento natural da população, segundo Franze (2017) assiste-se, por um lado, nas cidades moçambicanas, uma rápida expansão urbana, caracterizada pelo surgimento brusco de novos bairros residenciais como forma de atender à demanda por habitação.

Desta forma, entender as mudanças na paisagem das cidades pode ajudar a criar um futuro urbano melhor para seus moradores, levando em conta tanto os aspectos sociais quanto ambientais (Faria, 2010). Com isso, ao considerar o crescimento das cidades nos próximos anos, o planeamento urbano pode prepará-las para enfrentar possíveis desafios no futuro (Laurentino, 2024).

A Detecção Remota (DR) e os Sistemas de Informações Geográficas (SIG), devido ao seu custo-benefício e à tecnologia avançada, têm sido cada vez mais utilizados para gerar informações e apoiar a tomada de decisões no planeamento urbano Kunen *et al.*, (2019). Essas técnicas são eficientes na avaliação do crescimento das áreas urbanas e, quando combinadas com outras tecnologias, permitem o monitoramento da expansão urbana e dos problemas ambientais resultantes desse processo de crescimento (Forster, 1994).

Para Barbosa (2022) as técnicas de DR e SIG têm se destacado cada vez mais devido à evolução tecnológica, que tem promovido uma melhoria significativa na qualidade das imagens, o que permite uma visão mais detalhada dos ambientes, e conseqüentemente contribui para uma análise mais precisa e eficiente das áreas monitoradas.

Com o avanço das Geotecnologias e das técnicas computacionais, as simulações de cenários futuros com Inteligência Artificial (IA) se tornaram ferramentas essenciais. Elas ajudam a visualizar cenários prováveis em cidades reais e a avaliar criticamente os efeitos de políticas e acções propostas (Axelrod, 1997).

Com isso, segundo Laurentino (2024) a aplicação das Geotecnologias e da Inteligência artificial nas simulações de cenários futuros contribui para a criação de modelos que, embora irreais, refletem de maneira eficaz os possíveis futuros das cidades reais. Essas simulações auxiliam nas decisões do poder público, orientando o planeamento urbano para um futuro mais sustentável e garantindo a qualidade de vida dos habitantes. Dessa forma, as geotecnologias se destacam como ferramentas poderosas, acessíveis e eficazes para enfrentar os desafios urbanos nos dias de hoje

1.2. Definição do Problema

O crescimento desordenado das cidades, especialmente em países em desenvolvimento demandam soluções urgentes para a reorganização urbana e a promoção de alternativas sustentáveis de mobilidade (Matos, 2003).

Segundo Chicombo (2022), a procura das melhores condições de vida nas cidades por parte das populações rurais e as altas taxas de crescimento populacional são apontados como os principais factores que impulsionam o crescimento do tecido urbano.

Alsaaidh *et al.* (2011), acrescenta a estes factores o grande número de imigrantes de países vizinhos e outras mudanças socioeconómicas. No caso de Moçambique a guerra que se registou no país durante 16 anos constituiu outro factor que criou o êxodo rural e impulsionou o crescimento do tecido urbano.

Em Moçambique, as décadas de 1970, 1980 e 1990 foram caracterizadas pela ocorrência de factores conjunturais adversos (guerra civil e calamidades naturais) que alteraram o desenvolvimento normal da distribuição territorial da população a partir dos centros urbanos (Araújo, 2003).

Conforme Maloa (2021) as estatísticas oficiais indicam que, entre 1970 e 1980, as migrações campo-cidade atingiram índices de 8,5% por 1000 habitantes. As cidades que apresentaram saldos migratórios positivos mais acentuados foram as de Nampula, com 249%; Nacala, com 218%; Chimoio, com 220% e Maputo cidade (a que iremos fazer o nosso estudo), com 134%.

Com isso, um dos maiores desafios da actualidade é que o crescimento desordenado das cidades moçambicanas, impulsionado por factores históricos e migratórios, exige soluções urgentes para a reorganização urbana.

Nesse contexto, segundo Farina (2006); Filho, *et al.*, (2023) a utilização de técnicas de geoprocessamento e aprendizado de máquina pode fornecer uma análise precisa da expansão urbana. Dessa forma, é possível projectar estratégias sustentáveis que atendam às necessidades das populações urbanas em constante crescimento.

1.3. Justificativa

Embora a migração seja um factor importante, o crescimento natural, isto é, a diferença entre nascimentos e óbitos, têm tido maior peso no rápido crescimento urbano e no crescimento demográfico urbano em Moçambique. Esta posição é consistente com o que se observa em outros países africanos (Hansine & Arnaldo, 2019).

De acordo com Cohen (2006), é esperado que a população urbana nas cidades africanas, especialmente nas cidades pequenas e médias, continue a crescer devido ao crescimento natural.

A Detecção Remota tem se tornado uma ferramenta importante para obter informações sobre a superfície de uma área, pois essa oferece suporte para o planeamento ambiental, económico, monitoramento de situações e auxílio na tomada de decisões, entre outras aplicações (Paulo & Sanches, 2011).

No contexto urbano, a Detecção Remota tem sido cada vez mais utilizada devido aos benefícios que proporciona, como a análise das mudanças no uso do solo e crescimento da mancha urbana, quantificação da cobertura vegetal, modelagem de cenários futuros (Florenzano, 2007).

Município de Maputo enfrenta desafios como o rápido crescimento populacional, a pobreza urbana, a insegurança alimentar e a expansão desordenada da cidade em áreas inadequadas para uso habitacional. O planeamento urbano é essencial para alcançar os objectivos de desenvolvimento da cidade, ajudando a prevenir e mitigar esses problemas, promovendo um crescimento mais sustentável e organizado (Simão, 2023).

Portanto, este estudo justifica-se pela necessidade de compreender os padrões de expansão urbana no Município de Maputo entre os anos de 1984 e 2004. A partir dessa base temporal, recorre-se a técnicas de Geoprocessamento integradas ao Aprendizado de Máquina para simular o cenário urbano de 2024, como forma de validar o modelo adoptado, e, posteriormente, projectar a dinâmica de crescimento urbano até o ano de 2044.

1.4. Relevância de Estudo

Os avanços nos Sistemas de Informação Geográfica (SIG) têm sido essenciais para a gestão urbana e o conhecimento geoespacial ao longo das últimas décadas. A capacidade de integrar e manipular grandes volumes de dados espaciais permite aos pesquisadores estudar fenómenos como o crescimento e a expansão das cidades (Hemba *et al.*, 2017).

Do ponto de vista social, o planeamento da expansão urbana é importante para moldar áreas urbanas de forma eficiente, inclusiva e sustentável, especialmente em contextos de rápido crescimento populacional e pressão sobre os serviços urbanos. Este estudo assume particular relevância por analisar como o uso de ferramentas de análise espacial pode apoiar a tomada de decisões no âmbito da gestão urbana e da equidade territorial. Esta perspectiva é sustentada pelo estudo de Baloi (2019), que, ao focar-se na requalificação urbana do bairro Chamanculo “D”, demonstra que processos de planeamento urbano bem estruturados contribuem significativamente para a melhoria da governança municipal, para o fortalecimento das capacidades institucionais e para a promoção do desenvolvimento local, resultando em melhorias tangíveis nas infraestruturas e serviços públicos.

Segundo Grostein (2001), no âmbito económico, com a análise da expansão urbana possibilita a formulação de políticas públicas e investimentos mais eficazes, estimulando o crescimento económico e reduzindo problemas como congestionamentos e habitação precária. Assim, contribui para a criação de um ambiente urbano mais equilibrado e acessível.

1.5. Objectivos

1.5.1. Geral

Analisar a expansão urbana do Município de Maputo entre 1984 e 2004 com projecção para o ano de 2044 utilizando técnicas de Geoprocessamento com auxílio de Aprendizado de Máquina

1.5.2. Específicos

- Classificar os dados de uso e cobertura do solo de 1984, 2004 e 2024 com de algoritmo *Random Forest* (RF) para garantir a acurácia dos resultados
- Simular o cenário de 2024 com base nas transições entre 1984 e 2004 utilizando o plugin *MOLUSCE*
- Validar a simulação de 2024 comparando-a com os dados reais de uso e cobertura do solo do mesmo ano por meio da métrica do índice Kappa;
- Projectar o cenário de expansão urbana para o ano de 2044 com base na transição entre 2004 e 2024
- Gerar mapas temáticos para visualização dos resultados da previsão de expansão urbana;

1.6. Descrição da Área de Estudo

1.6.1. Localização Geográfica do Município de Maputo

Maputo localiza-se no extremo Sul de Moçambique, a Oeste da Baía de Maputo, entre as latitudes $26^{\circ}05'42.68''S$ e $25^{\circ}48'38.42''S$, e as longitudes $32^{\circ}26'24.80''E$ e $32^{\circ}59'43.03''E$. Com uma área de 430.284 km^2 , é limitada pelo Distrito de Marracuene ao Norte, Matutuíne ao Sul, o Município da Matola a Oeste e o Oceano Índico a Este. O Município de Maputo é dividida em sete distritos municipais: *KaMpfumo*, *Nlhamankulo*, *KaMaxaquene*, *KaMavota*, *KaMubukwane*, *KaTembe* e *KaNyaka* (Figura 1) (Rocha, 2008).

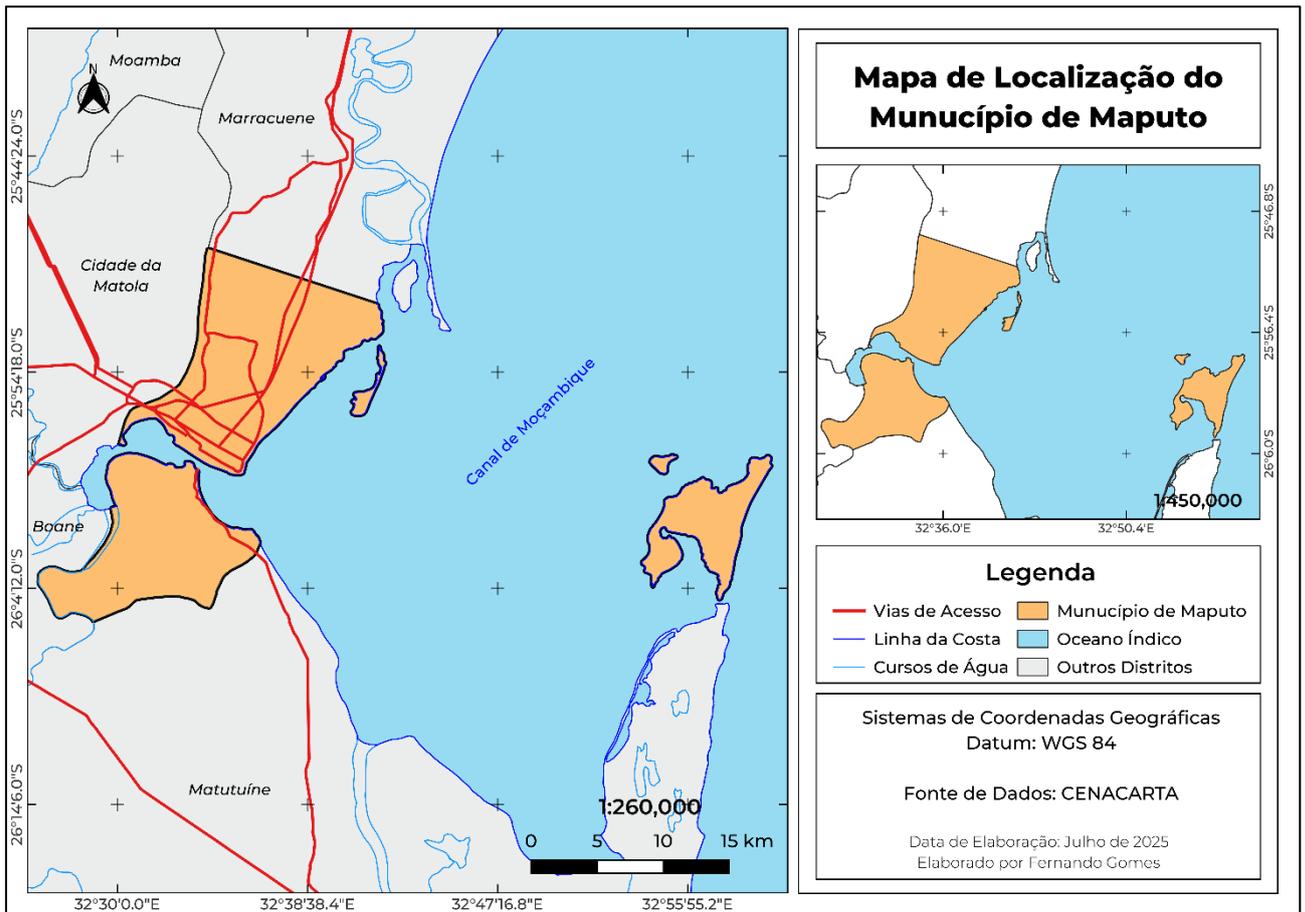


Figura 1: Mapa de Localização do Município de Maputo

1.6.2. Clima

O clima do Município de Maputo segundo a classificação do Köppen é do tipo tropical com a estação seca no inverno (Aw) e clima temperado húmido com inverno seco e verão quente (Cwa), basicamente influenciado pelo sistema de anticlones tropicais do oceano Índico, o período mais quente do ano ocorre entre os meses de Novembro a Abril e o mais frio é de Maio a Outubro (Rocha, 2008).

1.6.3. Relevo

O relevo do Município de Maputo é caracterizado por baixas altitudes, em extensas planícies aluvionares com cotas inferiores a 100m, nas zonas costeiras. À medida que se afasta da costa, para Oeste, aparecem pequenas elevações entre 200 e 400m, até que as cotas se elevam bruscamente nos Montes Libombos (que se estendem no sentido Norte-Sul e marcam a fronteira com a África do Sul), atingindo o seu ponto mais alto de cerca de 800m no Monte Mponduíne (Rocha, 2008).

1.6.4. Demografia

Segundo o (Instituto Nacional de Estatística (INE)) (2017), a população do Município de Maputo teve um pequeno aumento, passando de 1.111.638 habitantes em 2007 para 1.120.867 em 2017, o que representa um acréscimo de 9.229 pessoas, ou 0,8%. Esse crescimento foi mais modesto em comparação com o período de 1997 a 2007, quando a população subiu de 966.837 para 1.111.638, um aumento de 13,2%. Entre 1997 e 2007, o crescimento populacional foi de 1,2% ao ano, abaixo da média nacional de 2,4%, o que indica uma desaceleração no ritmo de crescimento da população no Município de Maputo.

1.6.5. Urbanização

O processo de urbanização do Município de Maputo reflete tanto o legado histórico da cidade quanto as pressões contemporâneas de crescimento populacional. Durante o período colonial, consolidou-se uma estrutura urbana segregada, com a chamada “cidade de cimento” planeada segundo padrões europeus, dotada de infraestrutura e serviços, em contraste com as periferias conhecidas como “caniçadas”, caracterizadas pela ocupação informal e pela precariedade habitacional (Chivangue, 2013).

Após a independência em 1975, o município experimentou uma rápida expansão, marcada pela intensificação das migrações internas e pela ausência de políticas habitacionais eficazes, o que contribuiu para a consolidação de extensas áreas informais (Maloa, 2021).

Nas últimas décadas, o padrão de crescimento urbano do Município de Maputo tem se caracterizado pela saturação do núcleo central e pela expansão para distritos periféricos como *KaTembe*, *KaMavota* e *KaMubukwana*. A construção da Ponte Maputo–*KaTembe*, inaugurada em 2018, reforçou a centralidade desse distrito como novo polo de urbanização, enquanto *KaNyaka*, por sua condição insular, mantém relativa preservação ambiental, embora pressionada pelo turismo e actividades extractivas (Jachnow, *et al.*, 2017)

Nesse sentido, o uso de Geotecnologias, como as análises de imagens de satélite e modelagem preditiva, constitui um recurso estratégico e importante para apoiar o desenvolvimento sustentável e antecipar cenários futuros de urbanização. Ao integrar tais metodologias a planos urbanos de longo prazo, é possível alinhar o Município de Maputo às diretrizes da Nova Agenda Urbana da ONU-Habitat, promovendo uma expansão urbana mais equilibrada e resiliente (UN-Habitat, 2023).

Revisão de Literatura

Esta seção tem como objectivo apresentar os principais conceitos, definições e teorias relacionadas ao tema da pesquisa. O foco está em organizar e explicar os fundamentos teóricos que sustentam o estudo, permitindo ao leitor compreender os elementos centrais que orientam a investigação.

2.1 Expansão Urbana

Segundo Japiassú e Lins (2014), a expansão urbana pode ser entendida como o “crescimento territorial urbano”, que pode ser classificado em dois tipos principais: intensivo, com a intensificação do uso e ocupação do solo, e extensivo, caracterizado pela expansão do tecido urbano. Esses processos são fundamentais para compreender como as cidades crescem, e como as áreas urbanas se reorganizam para acomodar as mudanças.

Silva (2023) complementa que a expansão urbana não se limita apenas ao crescimento demográfico, mas também envolve uma série de factores, como a migração rural-urbana, impulsionada pela busca por melhores oportunidades de vida e trabalho nas áreas urbanas. Essa migração rural-urbana é uma das forças motrizes desse fenómeno, já que indivíduos deixam áreas rurais em busca de empregos e melhores condições de vida, o que contribui para o aumento populacional nas cidades e, conseqüentemente, para o crescimento urbano.

A UN-Habitat (2023) diz que em Moçambique, esse processo de expansão urbana ocorre principalmente nas periferias das cidades, caracterizando a expansão tanto na forma extensiva quanto intensiva, onde o aumento da população e as mudanças económicas demandam novos espaços urbanos para acomodar os habitantes e promover o desenvolvimento. Assim, a expansão urbana em Moçambique segue tendências globais, mas é também influenciada por factores locais específicos, como a migração e a localização estratégica dos centros urbanos.

Maloa (2021) acrescenta que a busca por qualidade de vida intensifica a expansão urbana, especialmente pela demanda por infraestrutura, serviços educacionais e de saúde. Japiassú e Lins (2014) enfatizam que

essa procura reflete o desejo de populações urbanas por condições melhores, mas muitas vezes ocorre sem planeamento adequado.

Barbosa (2022), diz que a ausência de um planeamento urbano eficaz pode resultar em exploração indiscriminada de recursos naturais e em problemas regulatórios. O crescimento desordenado evidencia a necessidade de ferramentas como o Plano Director e o Estatuto da Cidade, que promovem a gestão sustentável das áreas urbanas.

2.1.1. Impactos Ambientais e Sociais na Expansão Urbana

Segundo UN-Habitat (2023) à medida que as cidades crescem e se desenvolvem, uma série de questões complexas e interligadas surgem, afetando profundamente a vida das comunidades urbanas e o equilíbrio ambiental.

De acordo com Silva (2023), as actividades humanas continuam a ter efeitos significativos no meio ambiente, com consequências cada vez mais graves para o clima, a biodiversidade e a saúde humana.

No contexto ambiental, a expansão urbana frequentemente transforma áreas naturais em espaços urbanos, resultando na perda de áreas verdes e fragmentação de habitats. Isso compromete a biodiversidade local e contribui para a poluição do ar e da água, prejudicando a qualidade ambiental e a saúde pública (Peixoto, 2005).

Já no cenário social, as desigualdades espaciais ampliam a vulnerabilidade ambiental, afetando especialmente as comunidades locais. Esses grupos, muitas vezes presentes nas zonas rurais, sofrem os impactos negativos das mudanças ambientais, incluindo perda de meios de subsistência e piora na saúde (Farina, 2006).

2.2 Uso e Ocupação do Solo

Segundo Pinto (2011) o uso e ocupação do solo referem-se à forma como o território é explorado e transformado pelas atividades humanas, abrangendo desde áreas urbanas até zonas agrícolas, florestais e corpos de água.

O planeamento e a gestão desses espaços são fundamentais para garantir o equilíbrio entre desenvolvimento socioeconómico e preservação ambiental (Barbosa, 2022).

A classificação do uso e ocupação do solo permite identificar padrões espaciais e temporais, auxiliando na tomada de decisões para ordenamento territorial, mitigação de impactos ambientais e projecções futuras de expansão urbana (Belgiu & Drăguț, 2016).

2.2.1. Políticas de Uso e Ocupação do Solo

As políticas de uso e ocupação do solo desempenham um papel fundamental na organização e no desenvolvimento das áreas urbanas. Essas políticas são estabelecidas em níveis municipais e têm um impacto directo na forma como as cidades crescem e evoluem ao longo do tempo, influenciando a qualidade de vida dos seus habitantes (Silva, 2023).

Para Sano *et. al.*, (2009), um dos principais instrumentos das políticas de uso e ocupação do solo é o zoneamento, que divide o território urbano em diferentes áreas com finalidades específicas, como residencial, comercial, industrial e áreas verdes. Isso permite a organização das actividades urbanas e a definição de quais tipos de construção são permitidos em cada área.

Além disso, Paixão e Aiala (2013) ressaltam que essas políticas também estabelecem limites de densidade populacional e altura máxima dos edifícios em áreas específicas, o que ajuda a controlar a expansão vertical das cidades e a evitar a superlotação em determinadas regiões.

A preservação de áreas verdes, parques e espaços abertos é outra preocupação importante das políticas de uso e ocupação do solo, garantindo um equilíbrio entre o desenvolvimento urbano e a conservação do meio ambiente natural (Lima & Amorin, 2001).

Pinto (2011) acrescenta que a mobilidade urbana também está no centro dessas políticas, com regulamentações relacionadas à localização de vias públicas, rotas de transporte público e estacionamentos, buscando melhorar a acessibilidade e reduzir congestionamentos de tráfego. Em áreas propensas a desastres naturais, como enchentes ou terremotos, as políticas de uso e ocupação do solo incluem regulamentações específicas para garantir a segurança das construções e a redução dos riscos associados a esses eventos.

2.2.1.1. Políticas de Uso e Ocupação do Solo em Moçambique

As políticas de uso e ocupação do solo em Moçambique encontram seu enquadramento jurídico fundamental na Lei de Ordenamento do Território (Lei nº 19/2007, de 18 de Julho), a qual define o território como a base física do Estado e estabelece princípios como a sustentabilidade, a participação pública e a igualdade no acesso à terra. O diploma tem como objectivos assegurar o aproveitamento

racional e sustentável dos recursos naturais, a preservação do equilíbrio ambiental e a promoção da coesão social e territorial (Lei de Ordenamento do Território, 2007).

Nesse contexto, o solo urbano e rural é diferenciado legalmente, cabendo aos diversos níveis de gestão territorial (nacional, provincial, distrital e autárquico) a elaboração de planos que definem regras de ocupação, transformação e uso do espaço, em consonância com a política nacional de terras e de ordenamento territorial (Maloa, 2021).

Autores como Chicombo (2022) e Farina (2006) destacam que, apesar da existência de um quadro normativo robusto, a implementação prática das políticas de ordenamento do território enfrenta limitações, sobretudo no que diz respeito ao rápido crescimento das cidades e ao aumento das ocupações informais.

Em Maputo, por exemplo, a expansão urbana muitas vezes ocorre em desconexão com os instrumentos formais de planeamento, resultando em tensões entre a legislação vigente e a prática cotidiana. Essa divergência evidencia a dificuldade de articular a política fundiária, o direito costumeiro e as necessidades habitacionais da população urbana crescente (Guevane, 2020).

Mais recentemente, estudos como os de UN-Habitat (2023) apontam que as políticas de uso e ocupação do solo em Moçambique têm buscado alinhar-se às agendas globais de desenvolvimento sustentável, destacando a importância da inclusão das comunidades locais nos processos de tomada de decisão. Ainda assim, persistem desafios significativos relacionados ao equilíbrio entre desenvolvimento urbano, preservação ambiental e segurança fundiária.

Como observa Baloi (2019), a eficácia da política depende não apenas da legislação, mas também da capacidade institucional do Estado em fiscalizar, monitorar e promover um ordenamento territorial inclusivo e participativo

2.2.2. Impactos do Uso e Ocupação do Solo

O termo “uso e ocupação do solo” abrange a maneira como a terra é empregada para diversas actividades humanas, incluindo agricultura, urbanização, mineração, extração de recursos naturais e construção de infraestruturas (Lima & Amorin, 2001).

Uma das principais consequências do uso e ocupação do solo é a perda de habitat e biodiversidade. A transformação de áreas naturais, como florestas e ecossistemas, em terras agrícolas, zonas urbanas ou para outras finalidades humanas resulta na destruição e fragmentação desses habitats, levando à extinção de espécies vegetais e animais (Silva, 2023).

Barbosa (2022) ainda ressalta que esse processo exerce impactos adversos nos ecossistemas, comprometendo a capacidade de sustentação da vida no planeta. Os efeitos dessas actividades podem se manifestar de diversas formas, influenciando a disponibilidade de recursos naturais, a qualidade do ar e da água, bem como afetando o equilíbrio ecológico e a biodiversidade.

Lima e Amorin (2001) afirmam que é crucial abordar essas questões de forma abrangente, considerando estratégias de uso do solo que busquem equilibrar as necessidades humanas com a preservação ambiental, garantindo assim a sustentabilidade a longo prazo e o bem-estar das comunidades e do planeta como um todo.

2.2.3. Estratégias de Uso e Ocupação do Solo

As estratégias de uso e ocupação do solo desempenham um papel fundamental no planeamento urbano e rural, moldando a forma como as áreas são desenvolvidas e como as comunidades se organizam. Essas estratégias são cruciais para otimizar o uso dos recursos naturais, promover o crescimento sustentável e aprimorar a qualidade de vida das populações (Pinto, 2011).

O zoneamento, como uma das principais ferramentas do planejamento urbano, desempenha um papel significativo. Ele divide uma região em zonas específicas, cada uma designada para um uso particular, como áreas residenciais, comerciais, industriais e de preservação ambiental. Isso ajuda a evitar conflitos de uso, a direcionar o crescimento urbano de forma ordenada e a preservar espaços naturais preciosos (Paixão & Aiala, 2013).

Além disso, Silva (2023) diz que o planeamento regional é fundamental para assegurar uma ocupação do solo coesa e estratégica. Esse tipo de planeamento não se limita a considerar uma única cidade, mas engloba a interação entre áreas urbanas e rurais e a cooperação entre municípios. Ele visa a utilização eficiente dos recursos, a prevenção de problemas como a expansão desordenada das cidades, o deslocamento excessivo de pessoas e o congestionamento.

Em síntese, as estratégias de uso e ocupação do solo desempenham um papel central na construção de comunidades sustentáveis e agradáveis de se viver. Elas são elementos essenciais do planeamento urbano e regional, equilibrando as necessidades humanas com a conservação do ambiente natural e o uso responsável dos recursos disponíveis. Portanto, sua implementação cuidadosa e eficaz é crucial para o desenvolvimento positivo das cidades e regiões (Mafra & Silva, 2004).

2.2.3.1. Estratégias de Uso e Ocupação do Solo em Moçambique

As estratégias de uso e ocupação do solo em Moçambique estão fundamentadas na Lei de Ordenamento do Território (Lei n.º 19/2007) e na Política Nacional de Terras, que reconhecem a terra como propriedade do Estado e regulam o seu uso através de instrumentos como os Planos Distritais de Uso da Terra (PDUT), os Planos de Estrutura Urbana (PEU) e os Planos Gerais e Parciais de Urbanização. Esses planos visam ordenar a expansão urbana, requalificar áreas de ocupação espontânea e garantir a utilização sustentável dos recursos naturais, promovendo equilíbrio entre desenvolvimento económico, social e preservação ambiental (Lei de Ordenamento do Território, 2007).

Na prática, essas estratégias buscam conciliar o direito costumeiro à terra, amplamente presente nas comunidades locais, com a necessidade de regulamentação formal do uso do solo. Para autores como Norfolk e Tanner, (2007), a coexistência entre sistemas tradicionais de posse da terra e os mecanismos legais do Estado constitui um desafio central, já que muitas áreas urbanas crescem de forma informal, à margem dos instrumentos de ordenamento.

Por essa razão, segundo Bento, *et al.* (2018), políticas recentes têm procurado fortalecer a participação comunitária nos processos de planeamento territorial e melhorar a capacidade institucional de monitoria e fiscalização.

Além disso, estudos como os de UN-Habitat (2023) destacam que as estratégias contemporâneas de uso e ocupação do solo em Moçambique devem alinhar-se às agendas globais de urbanização sustentável, privilegiando a requalificação de bairros informais, a protecção de áreas ambientalmente sensíveis (como várzeas¹ e zonas costeiras) e o planeamento de infraestruturas básicas em áreas de expansão.

Nesse sentido, há uma crescente valorização do uso de tecnologias de Geoinformação e Detecção Remota como ferramentas de apoio ao planeamento, permitindo a geração de cenários de crescimento urbano e a identificação de áreas prioritárias para intervenção (Belgiu & Drăguț, 2016).

2.3 Sistemas de Informação Geográfica

Nassel (2011), observou que as definições de Sistemas de Informação Geográfica (SIG) podem variar dependendo do contexto em que são utilizadas, destacando que diferentes autores e instituições fornecem definições que enfatizam diferentes aspectos dessa tecnologia. Por exemplo, Ozemoy, Smith e Sichertman (1981) definiram os SIG como “um conjunto de funções automatizadas que dota capacidades para

¹ O termo “várzea” refere-se às áreas baixas e planas adjacentes a rios ou corpos de água, caracterizadas por solos periodicamente alagados.

armazenar, capturar, manipular e localizar dados geograficamente localizados”. Por outro lado, Burrough (1986) os definiu como “um sistema de ferramentas poderoso que permite recolher, guardar, encontrar, pesquisar, transformar e visualizar dados espaciais do mundo real.”

No entanto, Gonçalves (2012), destacou as capacidades fundamentais dos SIG, destacando sua capacidade de armazenar, manipular, analisar e produzir Informação Geográfica. Ressaltou ainda que uma das características marcantes dos SIG é a capacidade de modelar a realidade em camadas de informações, permitindo análises autónomas ou relacionadas a diferentes dimensões do território.

Além disso, Gonçalves (2012) destacou que os SIG podem integrar informações geográficas de diversas fontes em uma única base de dados e fornece mecanismos para recuperar, manipular e visualizar dados por meio de algoritmos de cálculo e análise.

2.3.1. Componentes de Sistemas de Informação Geográfica

Segundo Tristany e Coelho (2003), em termos de recursos, um SIG é constituído por cinco componentes principais (ver Figura 2):

- Pessoas – definem as tarefas que o SIG executará;
- Dados – património de informação geográfica existente numa organização;
- Procedimentos/Métodos – património de “raciocínios” de manipulação de informação geográfica existente numa organização;
- *Software* – *software* SIG, gestores de base de dados, software de desenho, estatística;
- *Hardware* – suporte físico da informação, software e procedimentos



Figura 2: Componentes de um SIG (Fonte: <https://www.geoaplicada.com/sig-e-suas-aplicacoes/> acessado em 1 de Dezembro de 2024)

2.3.2. Estrutura Interna de Sistemas de Informação Geográfica

Um Sistema de Informação Geográfica é formado por interface com o usuário, entrada e integração de dados, funções de processamento gráfico e de imagens, visualização e plotagem e base de dados espaciais (Carvalho, 2000).

Conforme mencionado por Câmara e Ortiz (2000), estes componentes se relacionam de forma hierárquica. No nível mais próximo ao usuário, a interface homem-máquina define como o sistema é operado e controlado. No nível intermediário, um SIG deve ter mecanismos de entrada, processamento, visualização e saída de dados espaciais. No nível mais interno do sistema, uma base de dados espacial lida com os dados espaciais e seus atributos. A Figura 3 ilustra de forma clara esta hierarquia.

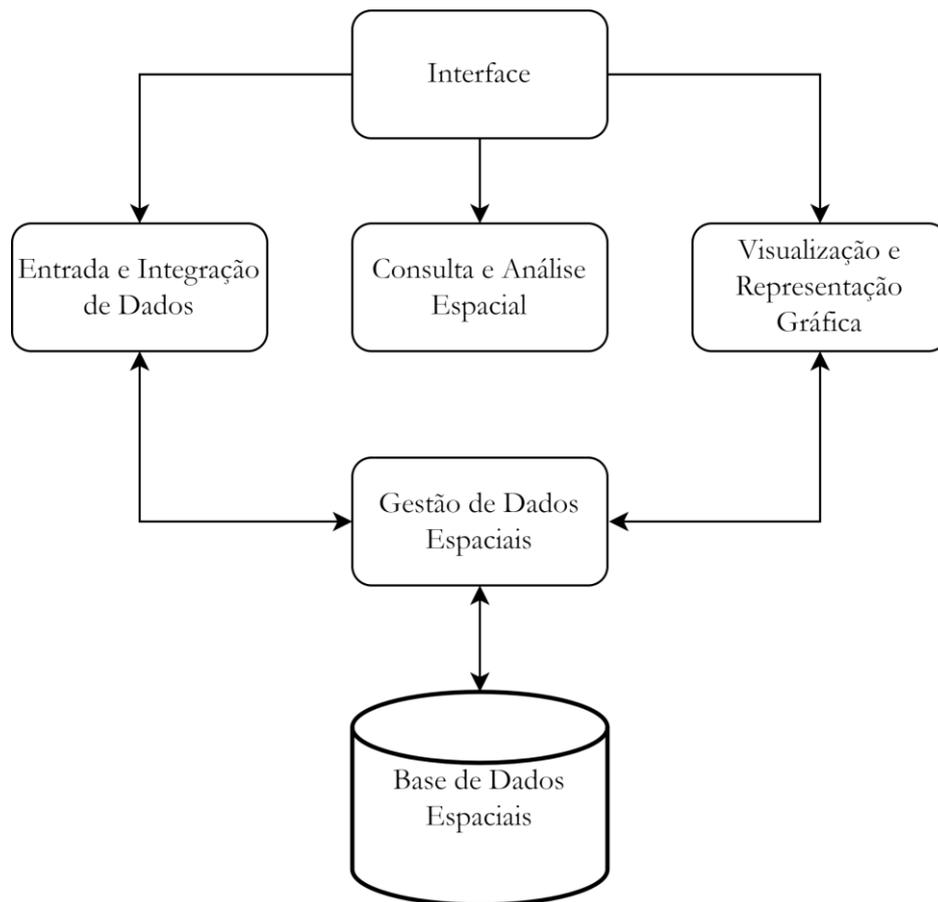


Figura 3: Estrutura Interna de um SIG (Fonte: Adaptado de Câmara & Ortiz (2000))

2.3.3. Aplicações dos Sistemas de Informação Geográfica na Expansão Urbana

De acordo com Assad e Sano, (1998) citado por Zanchetti (2009) a ampla gama de aplicações dos SIG, tais como: agricultura, floresta, Cartografia, Cadastro Urbano e redes concessionárias (como água, energia e telefonia) permite que sejam classificados em três grandes grupos: ferramenta para produção de mapas; suporte à análise fenômenos geográficos; e base de dados espaciais, com funções de armazenamento e recuperação destas informações.

No estudo de Mundia & Aniya (2005), SIG e DR foram empregados para avaliar a expansão de Nairóbi, no Quênia, entre 1976 e 2000, revelando um crescimento urbano desordenado e a conversão acelerada de terras agrícolas em áreas construídas. De forma semelhante, Wang, *et al.*, (2013) utilizaram SIG e aprendizado de máquina para modelar a urbanização de Pequim, aplicando algoritmos como *Random Forest* e *CA-Markov* para prever a expansão até 2030.

2.4 Detecção Remota

Segundo Hembra *et al.*, (2017), Detecção Remota refere-se a um conjunto de técnicas destinado à obtenção de informação sobre objectos, sem que haja contacto físico com eles. Para melhor compreender esta definição, faz-se necessário identificar os quatro elementos fundamentais das técnicas de DR, os quais podem ser representados através do esquema apresentado na Figura 4.

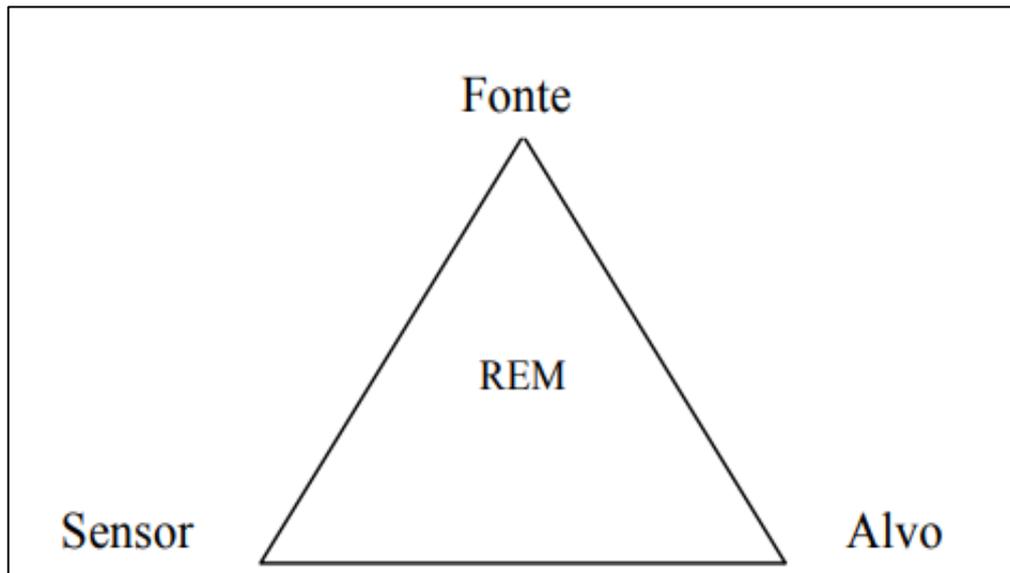


Figura 4: Esquema representativo dos quatro elementos fundamentais das técnicas de Detecção Remota (Fonte: Novo e Ponzoni (2001))

Novo e Ponzoni (2001), falam que no centro da Figura, encontra-se a Radiação Eletromagnética (REM), que é o elemento de ligação entre todos os demais que se encontram nos vértices. São eles, a fonte de REM, que para o caso da aplicação das técnicas de Detecção Remota no estudo dos recursos naturais, é o Sol (pode ser também a Terra para os sensores passivos de micro-ondas e termais, podem ser antenas de micro-ondas para os sistemas radares); o sensor, que é o instrumento capaz de colectar e registrar a REM refletida ou emitida pelo objecto, que também é denominado alvo, e que representa o elemento do qual se pretende extrair informação.

2.4.1. Comportamento Espectral dos Alvos

O comportamento espectral de alvos refere-se ao estudo da reflectância espectral de recursos naturais, como vegetação, solos, minerais, rochas e água, considerando os fenômenos de reflexão, transmissão e absorção da Radiação Eletromagnética (REM) após sua incidência nos objectos (Filho *et al.*, 2023).

Para Almeida e Oliveira (2010), o comportamento espectral dos alvos geográficos é codificado e transformado em imagens, possibilitando a visualização dos objectos geográficos. Essa visualização permite ao ser humano distinguir, identificar e discriminar diferentes objectos presentes na superfície terrestre.

A caracterização da reflectância pode ser realizada em diferentes níveis (laboratório, campo, aéreo e orbital) e formas, que dependem das geometrias de iluminação (posição da fonte de REM em relação ao objecto) e de visada (posição do sensor em relação ao objecto). Esses factores condicionam os resultados, tornando essencial a descrição detalhada das condições de iluminação e visada em termos espaciais, espectrais, temporais e geométricos (Novo & Ponzoni, 2001). (ver Figura 5)

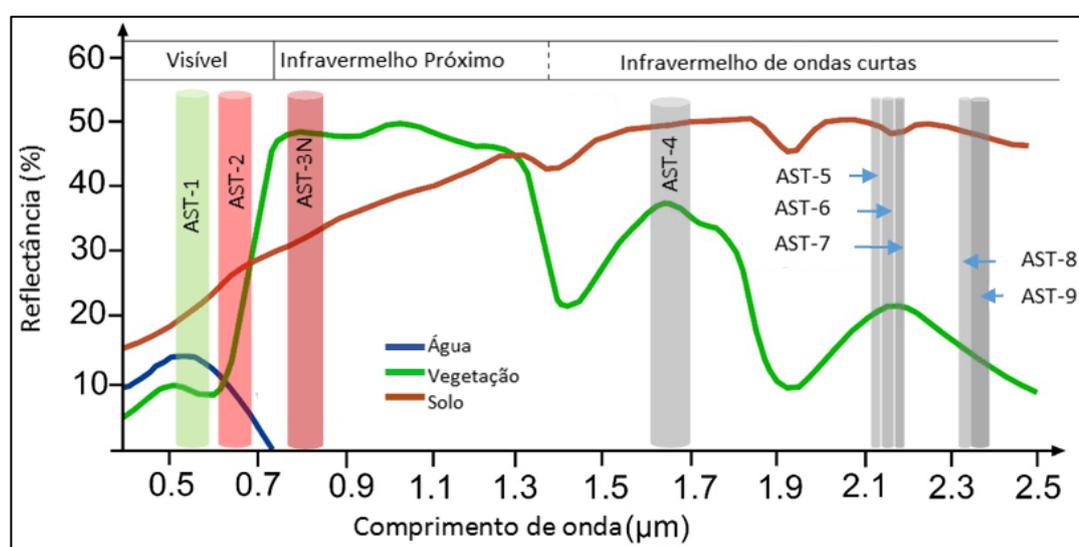


Figura 5: Comportamento espectral dos principais alvos: água limpa, vegetação sadia e solo exposto seco (Fonte: Novais (2017))

O comportamento espectral da água é caracterizado por uma reflectância muito baixa, cerca de 4%, o que a torna visivelmente escura nas imagens de satélite, como observado por Almeida e Oliveira (2010). Por outro lado, Novo e Ponzoni (2001) destacam que a água se distingue dos outros alvos, como solos e culturas agrícolas, devido ao seu estado físico líquido e à sua baixa reflectância, especialmente nas regiões

do espectro visível e infravermelho. Ambas as abordagens convergem ao reconhecer a água como um alvo espectralmente distinto, com características únicas de absorção e reflexão.

Hemba *et al.*, (2017), destacam que o comportamento espectral do solo é influenciado por factores como composição mineralógica, umidade e textura, com a reflectância aumentando com o comprimento de onda, mas variando conforme a composição e a umidade. Novais (2017) também observa que a reflectância do solo depende da cor, composição e tamanho das partículas, com solos mais finos retendo mais umidade e apresentando menor reflectância. Os autores convergem ao reconhecer que a textura e a umidade desempenham papéis importantes no comportamento espectral do solo.

Por fim, o comportamento espectral da vegetação, segundo Almeida e Oliveira (2010), destacam a importância das características fisionómicas, ecológicas e florísticas para o mapeamento da vegetação. No entanto, Novo e Ponzoni (2001) enfatizam mais a estrutura interna das folhas.

2.4.2. Satélites

Um satélite é qualquer objecto que gira em torno de um corpo celeste pela ação da gravidade (Harada, 2019).

Com o avanço tecnológico resultou no lançamento de diversos satélites artificiais, incluindo satélites de posicionamento global, comunicação, científicos e militares. No entanto, esses satélites, com vida útil limitada, geram uma quantidade significativa de lixo espacial ao redor do planeta. Assim, é importante perceber que os satélites não são apenas meios de transporte de dados ou ferramentas de mapeamento e vigilância terrestre (MundoGEO, 2012).

2.4.2.1. Missão *Landsat*

Segundo MundoGEO (2012), o *Landsat* foi lançado no final da década de 60 como parte do Programa de Levantamento de Recursos Terrestres da NASA, em colaboração com outras agências dos EUA (Estados Unidos da América). O primeiro satélite da série entrou em operação em 1972. O *Landsat* foi o primeiro satélite não tripulado projectado especificamente para adquirir dados da superfície terrestre de maneira sistemática e repetitiva, com o objectivo inicial de demonstrar sua utilidade no monitoramento da Terra e seus recursos.

Desde 1972, foram lançados nove satélites *Landsat*, equipados com cinco principais tipos de sensores: MSS (*Multispectral Scanner*), TM (*Thematic Mapper*), ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*), OLI (*Operational*

Land Imager) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*). Todos os satélites possuem órbita polar heliossíncrona (Embrapa, 2025).

Segundo a Agência Espacial Europeia (2025) a primeira missão *Landsat* foi lançada em 1972, e foi o primeiro satélite de observação da Terra com o objectivo de monitorar a terra do mundo. Logo foi seguido por sucessores, no entanto, o satélite *Landsat-6* falhou em atingir sua órbita e a comunicação com o satélite nunca foi estabelecida. A série continua até hoje, tornando o *Landsat* o mais longo programa contínuo de imagens da Terra da história .

2.4.2.1.1. Satélite *Landsat 5*

Segundo a Embrapa (2025) o *Landsat 5* foi desenvolvido pela NASA e lançado da Base Aérea de Vandenberg, na Califórnia, em 1 de Março de 1984 e o *Landsat 5* forneceu dados de imagens da Terra por quase 29 anos, estabelecendo um recorde mundial do *Guinness* para “Satélite de Observação da Terra em Operação Mais Longa”, antes de ser desativado em 5 de junho de 2013 .

O satélite *Landsat 5* orbita a Terra a uma altitude de 705 km, em uma órbita sunssíncrona quase polar, com uma inclinação de 98.2 graus. Ele completa uma órbita a cada 99 minutos, realizando 14 órbitas diárias. A missão do *Landsat 5* possuía um ciclo de repetição de 16 dias (USGS, 2025).

Tabela 1: Bandas espectrais do satélite *Landsat 5* (sensor *Multispectral Scanner*)

Banda	Tipo de Radiação	Intervalo Espectral (μm)	Resolução Espacial
Banda 4	Visível Verde	0.5 a 0.6 μm	79 m
Banda 5	Visível Vermelho	0.6 a 0.7 μm	79 m
Banda 6	Infravermelho Próximo	0.7 a 0.8 μm	79 m
Banda 7	Infravermelho Próximo	0.8 a 1.1 μm	79 m

Fonte: Adaptada de USGS (2025)

Tabela 2: Bandas espectrais do satélite *Landsat 5* (sensor Thematic Mapper)

Banda	Tipo de Radiação	Intervalo Espectral (µm)	Resolução Espacial
Banda 1	Visível Azul	0.45 a 0.52 µm	30 m
Banda 2	Visível Verde	0.52 a 0.60 µm	30 m
Banda 3	Visível Vermelho	0.63 a 0.69 µm	30 m
Banda 4	Infravermelho Próximo	0.76 a 0.90 µm	30 m
Banda 5	Infravermelho Próximo	1.55 a 1.75 µm	30 m
Banda 6	Térmica (Infravermelho Longo)	10.40 a 12.50 µm	120 m
Banda 7	Infravermelho Médio	2.08 a 2.35 µm	30 m
Fonte: Adaptada de USGS (2025)			

2.4.2.1.2. Satélite *Landsat 8*

Segundo a Embrapa (2025), no dia 11 de Fevereiro de 2013 foi lançado da Base da Força Aérea norte-americana de Vandenberg, em Lampoc, na Califórnia, o oitavo satélite da série *landsat*, e começou a transmitir imagens no dia 18 de Março. O satélite orbita a Terra em uma trajectória quase polar, sincronizada com o movimento do Sol, com uma inclinação de 98,2 graus. Sua altitude atinge 705 km e ele completa uma órbita terrestre a cada 99 minutos. O ciclo de repetição é de 16 dias.

O *Landsat 8* possui dois sensores principais: o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). O OLI foi construído pela *Ball Aerospace Technologies Corporation*, enquanto o TIRS foi desenvolvido pelo *NASA Goddard Space Flight Center* (USGS, 2025).

Tabela 3: Bandas espectrais do satélite *Landsat 8* (sensor Operational Land Imager)

Banda	Tipo de Radiação	Intervalo Espectral (μm)	Resolução Espacial
Banda 1	Aerossol Costeiro	0,43 a 0,45 μm	30 m
Banda 2	Azul	0,450 a 0,51 μm	30 m
Banda 3	Verde	0,53 a 0,59 μm	30 m
Banda 4	Vermelho	0,64 a 0,67 μm	30 m
Banda 5	Infravermelho Próximo	0,85 a 0,88 μm	30 m
Banda 6	SWIR 1 (Infravermelho de Onda Curta 1)	1,57 a 1,65 μm	30 m
Banda 7	SWIR 2 (Infravermelho de Onda Curta 2)	2,11 a 2,29 μm	30 m
Banda 8	Pancromática (PAN)	0,50 a 0,68 μm	15 m
Banda 9	Cirrus	1,36 a 1,38 μm	30 m
Fonte: Adaptada de USGS (2025)			

2.5 Aprendizado de Máquina

Segundo Silva (2023), Aprendizado de Máquina nada mais é um aprendizado por experiência, que conforme a tarefa é executada, o problema aprende a melhor maneira de resolver. Além de estruturar o conhecimento existente, para levar a um entendimento do aprendizado.

Para o Stange (2011), Aprendizado de Máquina é um subconjunto da inteligência artificial que permite que um sistema aprenda e melhore de maneira autônoma usando redes neurais e aprendizado profundo, sem ter sido programado explicitamente para isso, ao ser alimentado com grandes quantidades de dados.

Presotto (2021) acrescenta que o Aprendizado de Máquina permite que os sistemas de computador se ajustem e se aperfeiçoem continuamente à medida que acumulam mais “experiências”. Assim, o desempenho desses sistemas pode ser melhorado, fornecendo conjuntos de dados maiores e mais variados para processamento.

2.5.1. Tipos de Aprendizado de Máquina

Em geral, segundo Stange (2011) há quatro tipos de modelos usados em *machine learning*, conforme ilustrado na Figura 6:

- O Aprendizado Supervisionado - um modelo de *machine learning* que usa dados de treinamento rotulados (dados estruturados) para mapear um atributo específico a um rótulo. No aprendizado supervisionado, a saída é conhecida e o modelo é treinado com dados da saída conhecida. O algoritmo usado neste estudo, se enquadra nessa classificação.
- O Aprendizado Não Supervisionado - um modelo de *machine learning* que usa dados não rotulados (dados não estruturados) para aprender padrões. Ao contrário do aprendizado supervisionado, a “correção” da saída não é conhecida antecipadamente. Em vez disso, o algoritmo aprende com os dados sem contribuição humana (ou seja, não supervisionado) e os categoriza em grupos com base em atributos.
- Aprendizado Semi-Supervisionado - uma abordagem mista, em que apenas alguns dados são rotulados. No aprendizado semi-supervisionado, o algoritmo precisa descobrir como organizar e estruturar os dados para chegar a um resultado conhecido.
- Aprendizado por Reforço - um modelo de aprendizado de máquina que pode ser descrito como “aprender fazendo” com uma série de experimentos de tentativa e erro.

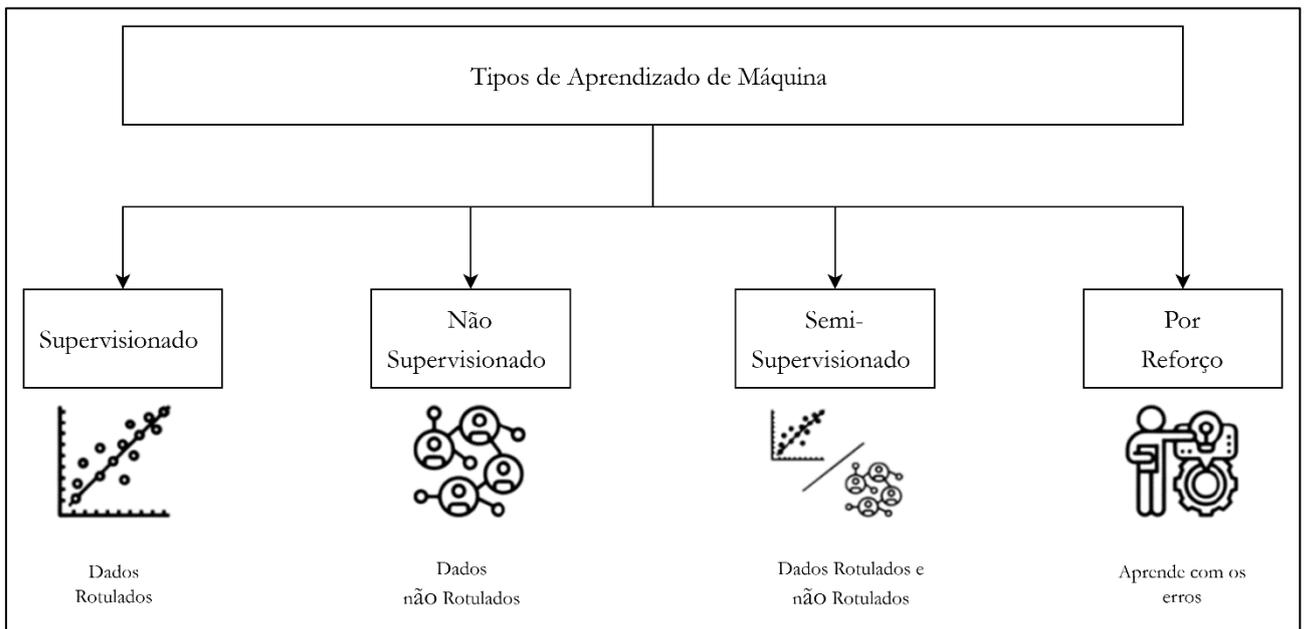


Figura 6: Tipos de Aprendizado de Máquina (Fonte: Adaptado de Alura Tecnologia (2021))

2.5.2. Algoritmo *Random Forest*

Segundo GeeksforGeeks (2024), o algoritmo *Random Forest* é muito reconhecido como uma técnica poderosa no campo do aprendizado de máquina baseado em árvores de decisão (Figura 7). Durante o treinamento, ele cria múltiplas árvores de decisão, cada uma gerada a partir de subconjuntos aleatórios dos dados e das variáveis disponíveis. Essa abordagem introduz variabilidade, o que reduz o risco de overfitting e aumenta a capacidade de generalização do modelo.

Narvaes *et al.*, (2024) acrescentam que na fase de predição, o *Random Forest* combina os resultados das árvores individuais por meio de votação, em tarefas de classificação, ou pela média, em tarefas de regressão. Essa estratégia colaborativa resulta em previsões estáveis e precisas, mesmo diante de dados complexos. Além disso, o algoritmo se destaca por sua robustez e capacidade de lidar com grandes volumes de dados, sendo amplamente utilizado em aplicações diversas.

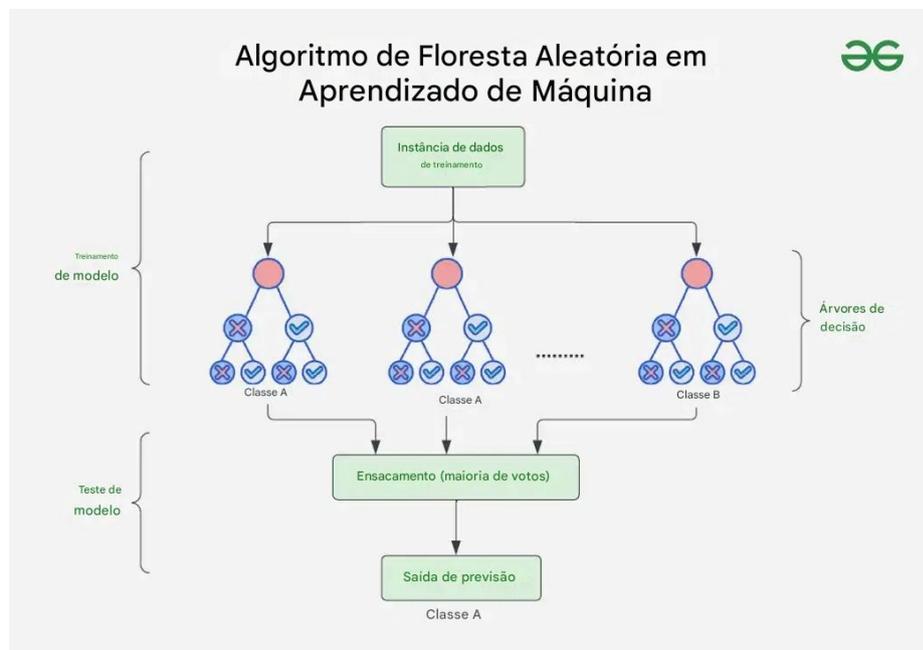


Figura 7: Algoritmo de *Random Forest* (Fonte: Adaptado de GeeksforGeeks (2024))

2.5.3. Algoritmo *Random Forest* na Expansão Urbana

Segundo Narvaes *et al.*, (2024) os estudos urbanos e ambientais têm alcançado maior qualidade e precisão graças à disponibilidade de ferramentas avançadas e aos avanços tecnológicos, como imagens de alta resolução e recursos computacionais.

Um exemplo disso, segundo GeeksforGeeks (2024) é o uso de algoritmos de aprendizado de máquina, como o *Random Forest*, que emprega um conjunto de árvores de decisão para realizar classificações de uso

do solo. Este algoritmo, é reconhecido por sua robustez, é altamente eficiente no processamento de grandes volumes de dados. Dessa forma, o monitoramento de alterações antrópicas torna-se cada vez mais preciso e eficaz.

2.6 Kappa de Cohen em Modelos de Aprendizado de Máquina

O Kappa de Cohen é uma métrica usada para medir o nível de concordância entre dois avaliadores, o que pode ser uma ferramenta útil para avaliar o desempenho de um modelo de classificação (Júnior & Lima, 2023)

Para Vindell (2021), o coeficiente Kappa de Cohen oferece algumas vantagens em relação a outras métricas frequentemente utilizadas para avaliar modelos de aprendizado de máquina, como acurácia, precisão, recall ou F1-score, pois essas métricas podem ser enganadoras ou apresentar vieses em determinadas situações, como em casos de dados desbalanceados, classes que não são mutuamente exclusivas ou quando o modelo é comparado a uma linha de base.

Segundo Belgiu e Drăguț (2016), no contexto da avaliação do modelo de previsão do uso e cobertura do solo desenvolvido neste trabalho, o coeficiente Kappa de Cohen é utilizado e considerado uma métrica adequada por diversas razões importantes:

- O Kappa leva em conta que parte da concordância entre o modelo e a realidade pode acontecer só por acaso, o que é comum quando algumas classes ocupam muito espaço, como áreas construídas. Isso ajuda a dar uma avaliação mais justa do modelo.
- Em áreas urbanas, algumas classes são muito maiores que outras. Só olhar a precisão pode enganar, mas o Kappa equilibra isso e mostra melhor se o modelo realmente está acertando.
- O valor do Kappa varia entre 0 e 1; quanto mais perto de 1, melhor o modelo está; perto de 0, quer dizer que o modelo não está performando melhor que o acaso.
- O Kappa não se perde quando uma classe é muito maior que as outras, garantindo uma avaliação estável.
- Muitas pesquisas usam o Kappa para validar modelos de classificação

A fórmula do coeficiente Kappa de Cohen (κ) é a seguinte:

Fórmula	Fonte
$\kappa = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e}$	(Guedes <i>et al.</i> , 2024) (1)

onde:

- P_0 – Proporção de concordância observada, ou seja, a proporção de vezes que o modelo classificou corretamente (acertos)
- P_e – Proporção de concordância esperada pelo acaso, ou seja, a probabilidade de concordância que ocorreria apenas por sorte, com base nas distribuições marginais das classes

Após o cálculo de Kappa, a sua interpretação é realizada com base em categorias padronizadas, conforme ilustrado na Tabela 4

Valor de Kappa	Interpretação
0.00 – 0.20	Concordância ínfima
0.21 – 0.40	Concordância fraca (escassa)
0.41 – 0.60	Concordância moderada
0.61 – 0.80	Boa concordância
0.81 – 1.00	Muito boa concordância

Tabela 4: Interpretação dos Valores do Coeficiente Kappa de Cohen (Adaptado de Vindell, 2021))

Material e Métodos

Este capítulo tem como objectivo apresentar os materiais utilizados e os procedimentos metodológicos adoptados, as fontes de dados, as técnicas de análise e os critérios de validação que orientaram o desenvolvimento da pesquisa

3.1 Materiais

3.1.1 Descrição dos Dados Usados

As imagens utilizadas neste estudo foram adquiridas do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS – *United States Geological Survey*), abrangendo a área urbana do município de Maputo. Foram seleccionadas imagens de diferentes anos, correspondendo a 1 de Junho de 1984 e 23 de Maio de 2004, provenientes do satélite *Landsat 5*, equipadas com o sensor TM (*Thematic Mapper* – Mapeador Temático), e a imagem de 15 de Junho de 2024, obtida do satélite *Landsat 8*, com o sensor OLI (*Operational Land Imager* – Imagem Operacional da Terra).

Todas as imagens possuem resolução espacial de 30 metros e foram colectadas nos meses de Maio e Junho, período caracterizado por baixa presença de nebulosidade na região de Maputo, conforme Hogue (2007). Essa época do ano é ideal para a colecta de dados, garantindo, assim, a qualidade das informações obtidas.

Além disso, foi utilizado um Modelo Digital de Elevação (DEM – *Digital Elevation Model*), derivado da missão SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission* – Missão de Topografia por Radar do Ônibus Espacial), também com resolução espacial de 30 metros, que auxiliou na análise de variáveis topográficas, como declividade e altitude, factores relevantes na modelagem e projecção da expansão urbana.

No *software* QGIS 3.28.5, foi realizada a composição de bandas em cada cena analisada. Para as imagens do satélite *Landsat 5*, foram utilizadas as bandas originais 1, 2, 3, 4 e 5. Já na imagem do satélite *Landsat 8*, foram utilizadas as bandas 2, 3, 4, 5 e 6.

As bandas seleccionadas foram essenciais para a composição colorida e para gerar os índices de vegetação, como o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index* – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada).

Após a análise visual das imagens, as amostras também foram selecionadas com base no uso e cobertura do solo presente no *ArcGIS Living Atlas of the World*², que forneceu uma referência adicional para a identificação das classes de uso do solo.

Foram definidas quatro classes de uso e cobertura do solo: Água, Vegetação, Área de Construção e Solo Exposto. Para o processo de classificação supervisionada, foram coletadas manualmente 500 amostras para cada classe, número considerado adequado para garantir a representatividade estatística do algoritmo e reduzir a variabilidade intra-classe (Foody, 2002).

A exceção ocorreu na classe Água, em que foram coletadas apenas 60 amostras, devido à reduzida extensão espacial dessas áreas na região de estudo, situação semelhante ao relatado em pesquisas que trabalham com classes minoritárias (Manandha, *et al.* 2009).

A classe Água é facilmente identificada na área de estudo, representada principalmente pelas zonas de cursos de água, como a Baía de Maputo, destacando-se em tons de azul escuro. Segundo Minatti *et al.*, (2023) essas áreas aquáticas são de grande importância para o ecossistema local e são visualmente notáveis na análise de imagens de satélite.

A classe Área de Construção, que inclui zonas urbanizadas e infraestrutura, é localizada predominantemente no centro e nas áreas periféricas do Município de Maputo, com textura lisa e contínua, variando de tons de rosa a lilás. A principal dificuldade metodológica é diferenciá-la da classe Solo Exposto, já que ambas podem apresentar alta refletância em faixas semelhantes do espectro eletromagnético. Contudo, a distinção é possível mediante análise da textura e do contexto espacial: áreas construídas apresentam padrões geométricos regulares e contínuos, enquanto solos expostos tendem a ser mais irregulares e fragmentados (Liu, *et al.* 2020).

Por fim, a classe Vegetação, por sua vez, é caracterizada por uma cobertura densa e contínua de vegetação, sendo visualmente representada por tons de verde. Essas áreas são localizadas principalmente nas zonas de parques, jardins, praças e áreas de preservação ambiental.

² O *ArcGIS Living Atlas of the World* é um repositório global de dados geoespaciais, disponibilizado pela Esri, que reúne mapas, camadas e serviços continuamente atualizados. Neste estudo, foi utilizado como base para a extração dos dados de uso e cobertura do solo

Tabela 5: Materiais usados na concepção da pesquisa

Dados	Modelo de Dados	Extensão	Fonte de Dados	Utilidade	Data de aquisição
Divisão Administrativa	Vectorial	shapefile	CENACARTA	Delimitação da área de estudo	Maio de 2025
Vias de Acesso				Usado na produção do mapa da área de estudo	
Cursos de água					
Uso e Cobertura do Solo	Matricial	GeoTIF	<i>ArcGIS</i>	Usado para o apoio na colecta de uso e cobertura do solo	Maio de 2025
Imagens de satélite (<i>Landsat 5 e 8</i>)			USGS	Usado na extração do uso e cobertura do solo	Junho de 2025
Modelo Digital de Elevação			SRTM	Usado para o cálculo de declividade, orientação e curvatura na área de estudo	

3.1.2 Descrição das Variáveis Espectrais

As variáveis espectrais utilizadas neste estudo são as bandas espectrais das imagens adquiridas pelos satélites *Landsat 5* e *Landsat 8*. As bandas seleccionadas incluem: *Blue Band* (banda azul), *Green Band* (banda verde), *Red Band* (banda vermelha), *Near-Infrared Band* (NIR) (banda de infravermelho próximo) e *Shortwave Infrared Band* (SWIR) (banda de infravermelho médio).

Além das bandas espectrais, foram gerados três índices espectrais considerados importantes para a análise de uso e cobertura do solo: *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Normalized Difference Built-Up Index* (NDBI) e *Normalized Difference Water Index* (NDWI).

A escolha desses índices justifica-se pelo facto de que eles permitem isolar e realçar os elementos fundamentais na análise da expansão urbana:

- *Normalized Difference Vegetation Index* – utilizado para identificar e quantificar áreas com cobertura vegetal. A análise da redução ou fragmentação da vegetação ao longo do tempo fornece uma medida indirecta do avanço das áreas urbanizadas (Rouse *et al.* 1973)
- *Normalized Difference Built-Up Index* – empregado para detectar superfícies construídas, que representam directamente a expansão urbana. Esse índice é particularmente eficiente na diferenciação entre áreas urbanizadas e outras classes de uso do solo, como vegetação e corpos de água (Zha & Gao, 2003).
- *Normalized Difference Water Index* – aplicado para destacar corpos hídricos, permitindo avaliar mudanças associadas à urbanização, como aterros ou ocupação de áreas de várzea, que muitas vezes acompanham a expansão das cidades (McFEETERS, 1996).

Portanto, a combinação desses três índices proporciona uma base sólida para analisar a dinâmica histórica do uso do solo no Município Maputo, permitindo detectar as áreas de urbanização, compreender a perda de vegetação e a interacção com áreas hídricas.

Essa abordagem é metodologicamente coerente com o objectivo central do estudo, que é analisar a expansão urbana histórica e projectar sua evolução por meio de técnicas de Geoprocessamento e Aprendizado de Máquina. Esses índices foram calculados utilizando a calculadora *raster* do *software* QGIS, seguindo as seguintes fórmulas (Tabela 6):

Tabela 6: Fórmulas do cálculo de índices (NDVI, NDBI e NDWI)

Fórmula	Fonte	
$NDVI = \frac{NIR - Vermelho}{NIR + Vermelho}$ <p>onde:</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ NIR - reflectância no Infravermelho Próximo (<i>Near InfraRed</i>) ➤ Vermelho - reflectância na banda do vermelho 	(Fiorio e Luciano, 2021)	(2)
$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$ <p>onde:</p>	(Kshetri, 2018)	(3)

<ul style="list-style-type: none"> ➤ SWIR - reflectância na banda do Infravermelho de Onda Curta (<i>Short-Wave InfraRed</i>) ➤ NIR - reflectância no Infravermelho Próximo 		
$NDWI = \frac{Verde - NIR}{Verde + NIR}$ <p>onde:</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Verde - reflectância na banda do verde ➤ NIR - reflectância no Infravermelho Próximo 	(Kshetri, 2018)	(4)

3.1.3 Descrição das Variáveis Topográficas

As variáveis topográficas foram geradas a partir da imagem da SRTM. Inicialmente, foi baixado o Modelo Digital de Elevação (MDE), que serviu como base para o desenvolvimento de outras variáveis.

A partir das funções raster disponíveis no *software* QGIS, foram derivadas as seguintes variáveis topográficas: declividade, que mede a inclinação do terreno; orientação (*aspect*), que indica a direcção da inclinação; e curvatura, que caracteriza a concavidade ou convexidade do relevo. Essas variáveis são essenciais para análises relacionadas à morfologia do terreno e ao comportamento da ocupação urbana

3.1.4 Ferramentas e Tecnologias Usadas

As ferramentas e tecnologias utilizadas neste trabalho envolveram uma combinação de softwares e hardwares que permitiram a execução eficiente das etapas metodológicas. Os softwares selecionados foram essenciais para o processamento e análise dos dados, enquanto os hardwares garantiram a capacidade de processamento necessária para o desenvolvimento das actividades. Nesta secção, serão descritos os principais componentes tecnológicos empregados, com especificações técnicas que garantiram a capacidade de processamento necessária para o desenvolvimento das etapas do trabalho.

Tabela 7: Ferramentas e tecnologias utilizadas na pesquisa

<i>Software</i>			
Tipo	Nome e Versão	Pacotes	Função
Linguagens de Programação	R 4.4.1	<i>raster</i> 3.7	Utilizado para manipulação de dados espaciais em formato de raster
		<i>readxl</i> 1.4.2	Utilizado para ler arquivos do Excel diretamente no R
		<i>randomForest</i> 4.7	Utilizado para implementar o

			algoritmo de <i>Random Forest</i>
		<i>caret</i> 6.0	Utilizado para treinamento e validação do modelo de aprendizado de máquina
		<i>corrplot</i> 0.92	Utilizado para gerar gráficos de correlação, permitindo visualizar relações entre variáveis
Sistemas de Informação Geográfica	QGIS 3.28.5 (Firenze)	-	Usado para todo tratamento, processamento e manipulação de dados espaciais
Editor de Texto	Microsoft Office Word 2013	-	Usado para redigir o relatório
Desenho Gráfico	Draw.io 21.2.1	-	Desenho de algumas figuras e dos fluxogramas
Navegador	Google Chrome 131	-	Usado para pesquisa do material bibliográfico
Hardware			
Modelo de Laptop	HP EliteBook 830 G6		
Processador	Intel(R) Core(TM) i7-8565U CPU @ 1.80 GHz 1.99 GHz		
Memória RAM	24GB		
Sistema Operativo	Microsoft Windows 11 Pro		

3.2 Métodos

O fluxograma apresentado na Figura 8 ilustra, de maneira simplificada, as etapas metodológicas seguidas para a execução desse estudo. O processo inicia com a revisão de literaturas, que tem como objectivo situar o leitor teoricamente sobre o estudo e fornecer um entendimento sobre os métodos já aplicados em pesquisas semelhantes.

Na sequência, o procedimento inclui a aquisição de dados, que envolve a colecta de imagens de satélite, divisão administrativa, uso e cobertura do solo e o MDE.

Com os dados já colhidos, escolheu-se as ferramentas e métodos, que abrange a definição de *softwares* de geoprocessamento (nesse caso QGIS), o algoritmo de aprendizado de máquina (*Random Forest*).

Posteriormente, realiza-se o desenvolvimento e teste do modelo, onde os dados são processados, os modelos de aprendizado de máquina são treinados e validados, a fim de projectar tendências futuras da expansão urbana. Por fim, as etapas finais incluem a Discussão dos Resultados e a elaboração da Conclusão e Recomendações.

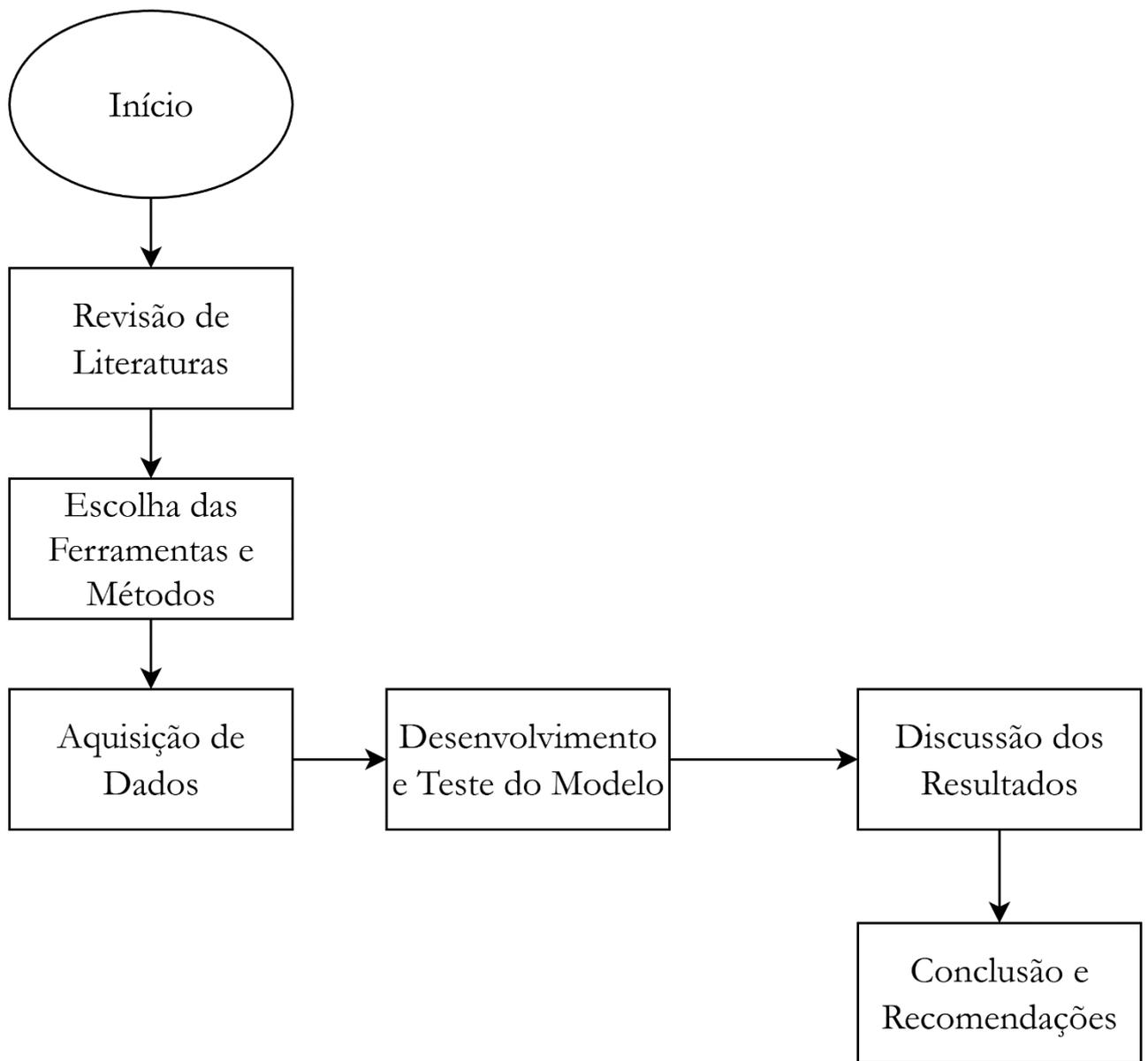


Figura 8: Fluxograma Simplificado de Procedimentos

3.2.1 Procedimentos Computacionais Considerados

O fluxograma da Figura 9 ilustra os procedimentos computacionais para a análise e projecção da expansão urbana do Município de Maputo, utilizando técnicas de Geoprocessamento e Aprendizado de Máquina.

O processo inicia-se com a colecta das imagens de satélite *Landsat* 5 e 8, referentes aos anos de 1984, 2004 e 2024, e de Modelos Digitais de Elevação. Em seguida, os dados passam pela fase de preparação, que inclui reprojecção e recorte para a área de estudo.

A reprojecção é uma etapa importante em projectos de Geoprocessamento, pois garante que todas as imagens estejam no mesmo sistema de referência de coordenadas, evitando desalinhamentos e distorções geométricas (Belgiu & Drăguț, 2016).

Neste estudo, as imagens foram reprojectadas para o sistema WGS 84 (*World Geodetic System* 1984), amplamente utilizado em análises geoespaciais globais, assegurando compatibilidade entre as diferentes fontes de dados adquiridas junto ao USGS.

Na etapa seguinte, procede-se ao processamento dos dados. O MDE foi usado para derivar variáveis topográficas, como declividade, orientação e curvatura do terreno, enquanto as imagens *Landsat* foram submetidas à composição de bandas e ao cálculo dos índices espectrais NDVI, NDWI e NDBI, fundamentais para diferenciar vegetação, corpos hídricos e áreas construídas.

Simultaneamente, foi iniciada a colecta de amostras para a classificação supervisionada. As imagens de 1984, 2004 e 2024 foram classificadas utilizando o algoritmo *Random Forest*, um dos mais robustos para classificação de imagens de Detecção Remota (Mundia & Aniya, 2005).

Para o treinamento do modelo, 60% das amostras foram utilizadas, enquanto os 40% restantes foram reservados para validação. O desempenho foi avaliado por meio do Índice Kappa, garantindo a confiabilidade dos mapas produzidos.

Com os mapas de uso e cobertura do solo de 1984 e 2004, realizou-se a simulação da expansão urbana para 2024 por meio do plugin *MOLUSCE* (*Modules for Land Use Change Evaluation*) do QGIS.

O *MOLUSCE* utiliza diferentes abordagens de modelagem, entre elas os autômatos celulares (Cellular Automata), adequados para simular mudanças espaciais dinâmicas. Neste estudo, optou-se pelo método de Rede Neural Artificial (*Artificial Neural Network* – ANN), amplamente reconhecido por sua capacidade

de modelar relações não lineares e complexas entre variáveis espaciais, sendo indicado em estudos de projecção de uso e cobertura do solo (Santé *et al.*, 2010).

Os parâmetros da ANN foram definidos de forma empírica, com base em testes repetidos e nas recomendações da literatura especializada, visto que não há consenso sobre valores fixos ideais, mas sim a necessidade de ajustes conforme a área e os dados analisados (Li & Yeh, 2002; Laurentino, 2024; Wang, *et al.*, 2013). Assim, definiu-se:

- *Neighbourhood* (vizinhança): 7 pixels, representando o raio de influência espacial;
- *Learning Rate* (taxa de aprendizagem): 0.005, para controlar a magnitude dos ajustes nos pesos;
- *Maximum Iterations*: 350 ciclos de aprendizagem, garantindo estabilidade no treinamento;
- *Hidden Layers*: 5 camadas ocultas, permitindo modelar relações não lineares entre variáveis;
- *Momentum*: 0.010, para suavizar oscilações nos ajustes dos pesos.

Após o treinamento da ANN com os dados de 1984 e 2004, foram geradas duas simulações: a de 2024, usada como validação comparativa com o mapa real de 2024, e a de 2044, que representa a projecção futura da expansão urbana. A validação entre o mapa simulado e o real de 2024 assegurou a confiabilidade do modelo, o que permitiu aplicar o mesmo processo para prever a expansão urbana do Município de Maputo em 2044.

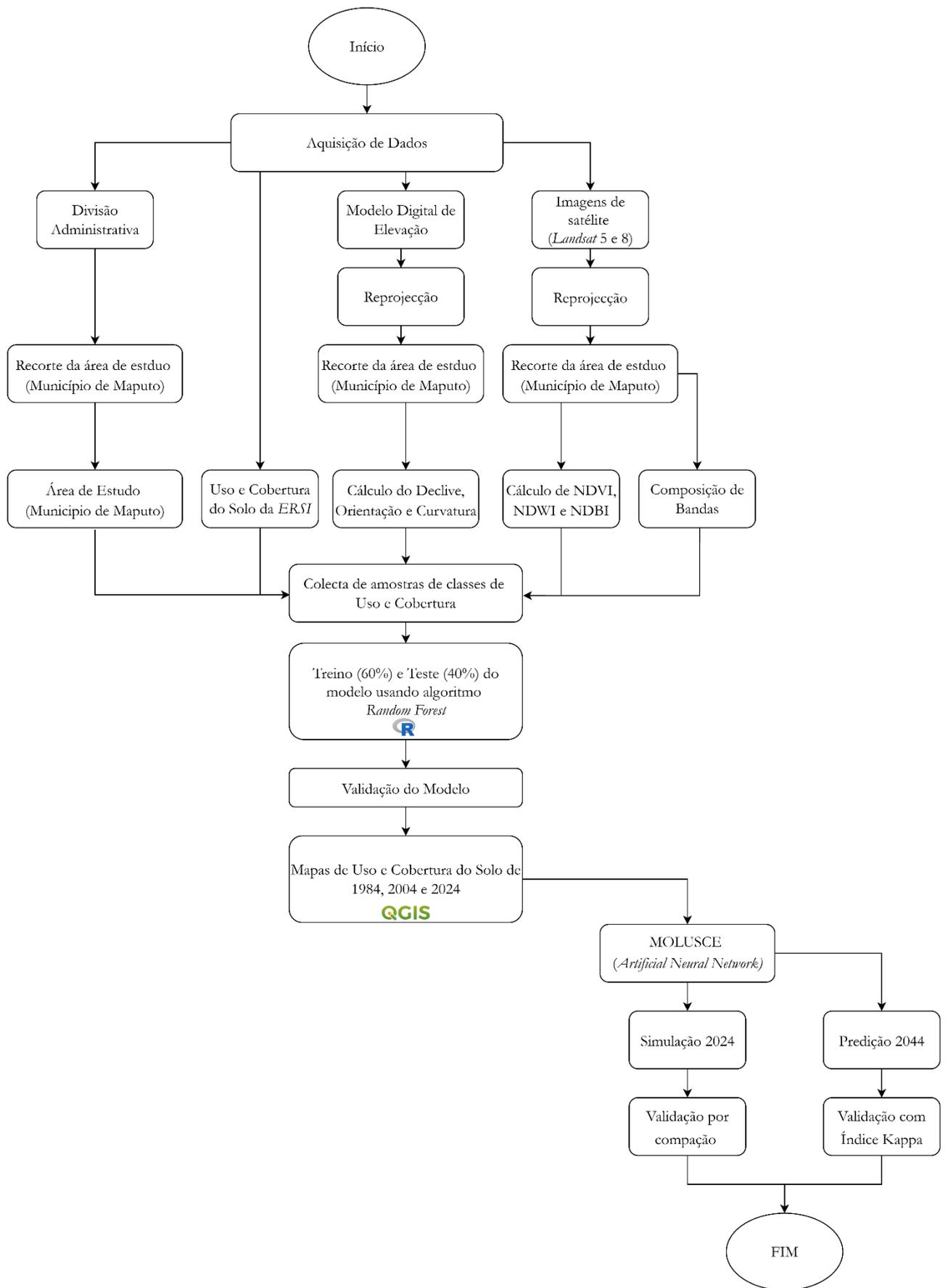


Figura 9: Fluxograma dos procedimentos computacionais (Fonte: Adaptado de Laurentino (2024))

Resultados e Discussão

Este capítulo tem como objectivo apresentar os principais resultados obtidos a partir das análises realizadas, bem como a sua interpretação à luz dos objectivos da pesquisa.

4.1 Uso e Cobertura do Solo de 1984

A Figura 10 apresenta o mapa de uso e cobertura do solo referente ao ano de 1984. Este produto foi gerado através do algoritmo *Random Forest*, aplicado no ambiente R, e demonstrou um bom desempenho na etapa de validação, com uma acurácia global estimada em 94.3% e índice Kappa de 0.8737. Esses valores indicam um alto grau de confiabilidade na representação espacial das classes mapeadas.

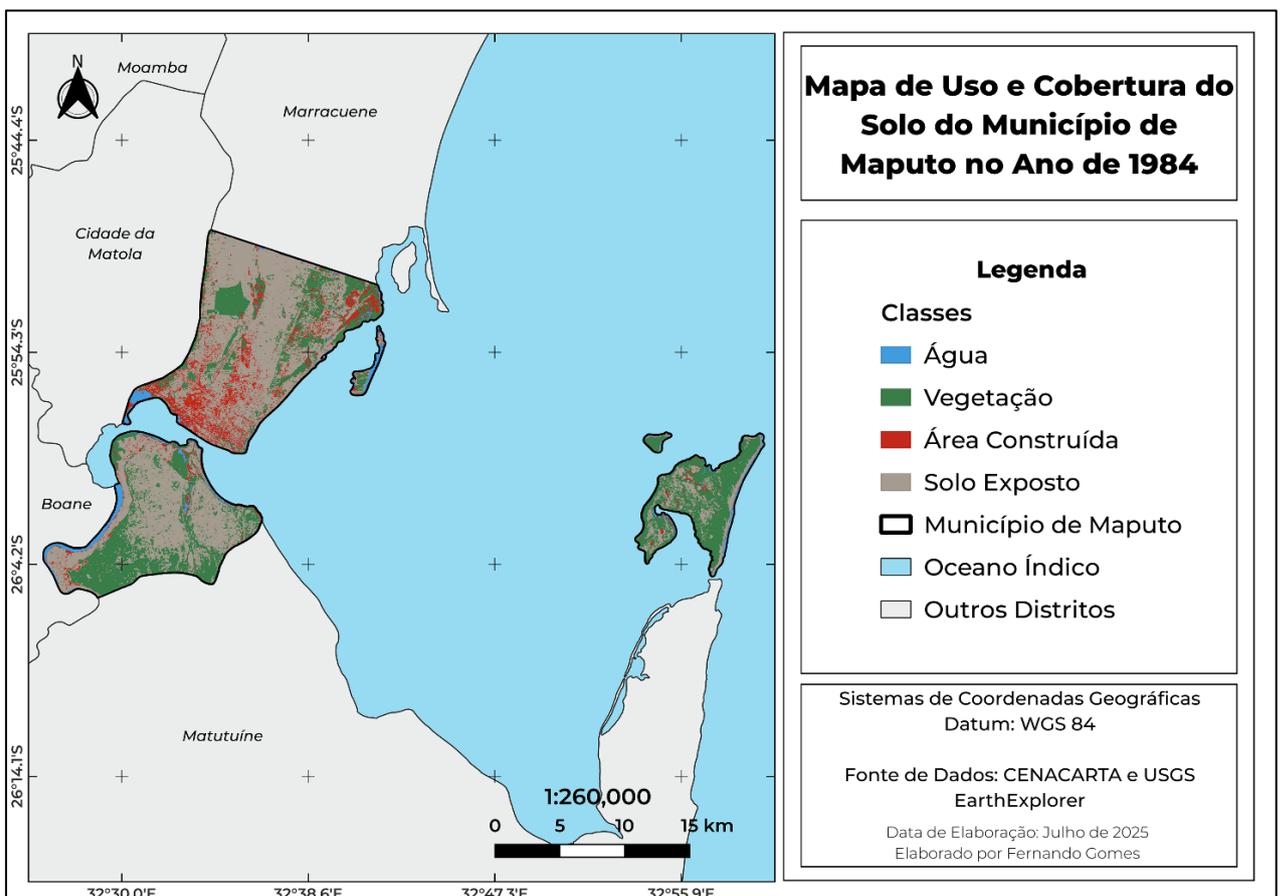


Figura 10: Mapa de Uso e Cobertura do Solo – 1984

A Tabela 8 mostra as áreas ocupadas por cada classe temática identificada. Em 1984, Maputo tinha grande parte do solo descoberto (13 483ha), o que mostra forte pressão para expansão e uso intensivo do território.

KaTembe era dominada por áreas verdes (5 338 ha), sinal de que ainda era pouco urbanizada e com potencial para crescimento controlado.

KaNyaka tinha muita vegetação (3 938 ha) e quase nenhuma construção, refletindo um ambiente natural bem preservado e isolado.

Tabela 8: Área ocupada por classe de uso e cobertura do solo em 1984

Classe	Maputo (ha)	<i>KaTembe</i> (ha)	<i>KaNyaka</i> (ha)	Subtotal (ha)
Água	476.400	578.422	191.766	1 246.588
Vegetação	4 424.337	5 338.516	3 938.002	13 700.855
Área Construída	3 568.870	2 297.726	180.157	6 046.753
Solo Exposto	13 483.082	6 938.720	1 612.371	22 034.173
TOTAL (ha)	21 952.689	15 153.384	5 922.296	43 028.369

4.2 Uso e Cobertura do Solo de 2004

A Figura 11 apresenta a classificação temática do uso e cobertura do solo referente ao ano de 2004. Assim como no ano base anterior, o modelo *Random Forest* foi aplicado, treinado com base em amostras de alta confiabilidade e submetido a validação.

O desempenho do modelo apresentou acurácia total estimada de 96.12% e índice Kappa de 0.9143, valores que indicam forte concordância entre a classificação automática e os dados de referência.

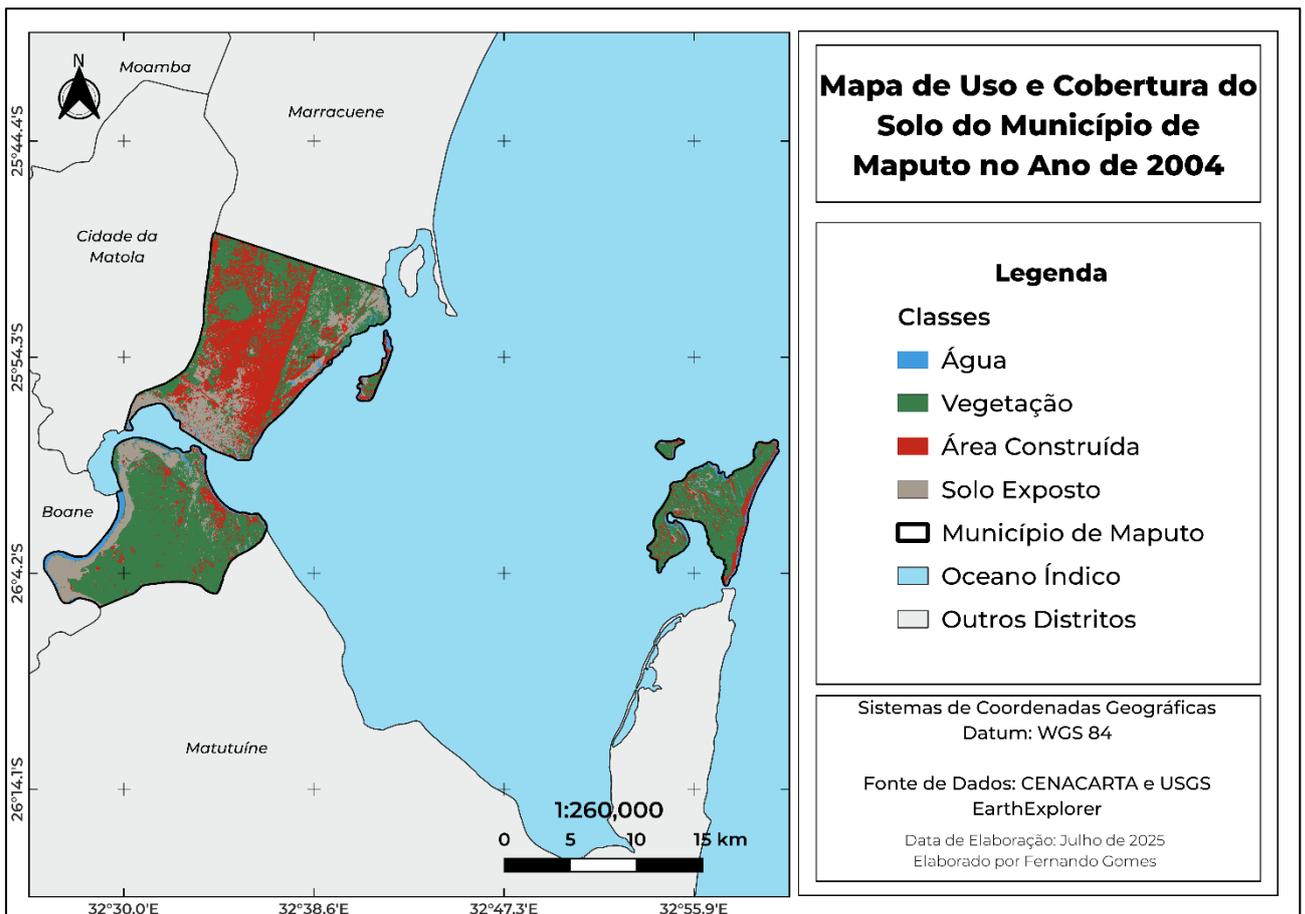


Figura 11: Mapa de Uso e Cobertura do Solo – 2004

A Tabela 9 apresenta a distribuição do uso e cobertura do solo no ano de 2004. Entre 1984 e 2004, Maputo teve forte aumento de construções, passando de 3 568 ha para 9 059 ha. A vegetação cresceu de 4 424 ha para 8 234 ha, enquanto o solo exposto caiu pela metade. Isso mostra um avanço da urbanização, com alguma recuperação ambiental. A expansão urbana foi o factor mais marcante nesse período.

Em *KaTembe*, a vegetação duplicou, de 5 338 ha em 1984 para 10 809 ha em 2004. O solo exposto reduziu mais de 60%. Curiosamente, as áreas construídas diminuíram, o que pode refletir processos de revegetação natural.

A ilha de *KaNyaka* teve forte aumento das construções: de 180 ha para 966 ha em 20 anos. Mesmo assim, manteve ampla cobertura vegetal, com cerca de 74% do território em 2004. O crescimento é visível, mas mais lento e equilibrado que nas demais zonas.

Tabela 9: Distribuição da área por classe de uso e cobertura do solo – 2004

Classe	Maputo (ha)	KaTembe (ha)	KaNyaka (ha)	Subtotal (ha)
Água	305.284	563.465	306.959	1 175.708
Vegetação	8 234.979	10 809.749	4381.697	23 426.425
Área Construída	9 059.749	1 083.174	966.976	11 109.899
Solo Exposto	4 352.676	2 696.996	266.663	7 316.335
TOTAL (ha)	21 952.689	15 153.384	5 922.296	43 028.369

4.3 Mudanças de Uso e Cobertura do Solo entre 1984 e 2004

Para entender a dinâmica espacial do Município de Maputo no intervalo de 10 anos, foi gerada uma tabela resumo das mudanças por classe de uso e cobertura do solo (Tabela 10), com base nos mapas classificados de 1984 e 2004. Esta tabela permite identificar quais classes expandiram, retraíram ou permaneceram estáveis, refletindo os vectores de transformação territorial no período.

Tabela 10: Variação da área por classe de uso e cobertura do solo (1984-2004)

	1984 (ha)	2004 (ha)	Δ (ha)	1984 (%)	2004 (%)	Δ (%)
Água	1 246.588	1 175.708	-70.88	2,90%	2,73%	-0,17%
Vegetação	13 700.855	23 426.425	+9 725.570	31,84%	54,45%	+22,61%
Área Construída	6 046.753	11 109.899	+5 063.146	14,05%	25,82%	+11,77%
Solo Exposto	22 034.173	7 316.335	-14 717.838	51,21%	17,00%	-34,21%

A tabela resume as mudanças nas principais classes de uso e cobertura do solo entre 1984 e 2004. No período analisado, a área total manteve-se constante (43 028ha), mas a forma como o território foi ocupado mudou de forma significativa.

A vegetação foi a classe que mais cresceu, aumentando em mais de 9 700 hectares, o que representa um ganho de 22.6%. Isso pode refletir recuperação natural de áreas degradadas, redução de actividades agrícolas.

Por outro lado, a área construída aumentou em mais de 5 000 hectares, passando de 14% para quase 26% da área total. Isso evidencia um crescimento urbano significativo em duas décadas, principalmente no distrito urbano de Maputo e na ilha de *KaNyaka*.

O solo exposto, que em 1984 dominava mais da metade da área (51%), caiu para apenas 17% em 2004. A queda de mais de 14 mil hectares pode indicar revegetação natural ou urbanização.

Por fim, a área de corpos hídricos manteve-se relativamente estável, com uma pequena redução de 71 hectares, representando menos de 3% do território. Essa estabilidade é comum em classes naturais como rios e baías.

Em resumo, o território analisado passou por uma transformação importante: perdeu solo descoberto e ganhou áreas verdes e construídas.

4.4 Matriz de Transição 1984 – 2004

A análise da matriz de transição mostra a dinâmica das mudanças no uso e cobertura do solo entre 1984 e 2004. Observa-se que a maior parte da área inicialmente classificada como água permaneceu estável, com 88.3% dela ainda sendo água em 2004, indicando pouca alteração nos corpos hídricos ao longo do tempo. No entanto, cerca de 6.1% dessa área converteu-se em solo exposto, sugerindo possíveis variações em margens de rios ou zonas húmidas.

A vegetação, que representava uma grande parte do território em 1984, teve uma taxa de persistência de 73%, mostrando que uma parte significativa se manteve preservada ou regenerou-se. Contudo, quase 11% dessa área foi convertida em área construída, refletindo a pressão da urbanização sobre áreas naturais. Além disso, 15.3% da vegetação passou a solo exposto, o que pode indicar desmatamento, áreas agrícolas ou solos em recuperação.

Quanto à área construída, 66.1% dela manteve seu uso ao longo do período, mas uma parcela considerável, 30.1%, retornou a solo exposto, o que pode indicar demolição ou abandono. Por fim, o solo exposto mostrou-se bastante dinâmico, com apenas 64.7% permanecendo nessa categoria, enquanto cerca de 21% se transformou em área construída e 14.4% recuperou-se como vegetação.

Em resumo, essa matriz mostra um território em transformação, com forte avanço da urbanização, recuperação parcial da vegetação e áreas de solo exposto que alternam entre ocupação e recuperação natural. Para uma visão completa e os valores detalhados, veja a Tabela 11.

Tabela 11: Matriz de Transição de Uso e Cobertura do Solo entre 1984 e 2004 (em %)

		2004			
		Água	Vegetação	Área Construída	Solo Exposto
1984	Água	83.30%	4%	1.60%	6.10%
	Vegetação	0.70%	73.30%	10.90%	15.30%
	Área Construída	0.50%	3.30%	64.10%	30.10%
	Solo Exposto	0.05%	14.40%	20.80%	64.70%

4.5 Uso e Cobertura do Solo de 2024

A Figura 12 apresenta o mapa de uso e cobertura do solo referente ao ano de 2024. Esse mapa foi produzido por meio do algoritmo *Random Forest*, alcançando uma acurácia global de 95% e um índice Kappa de 0.8930.

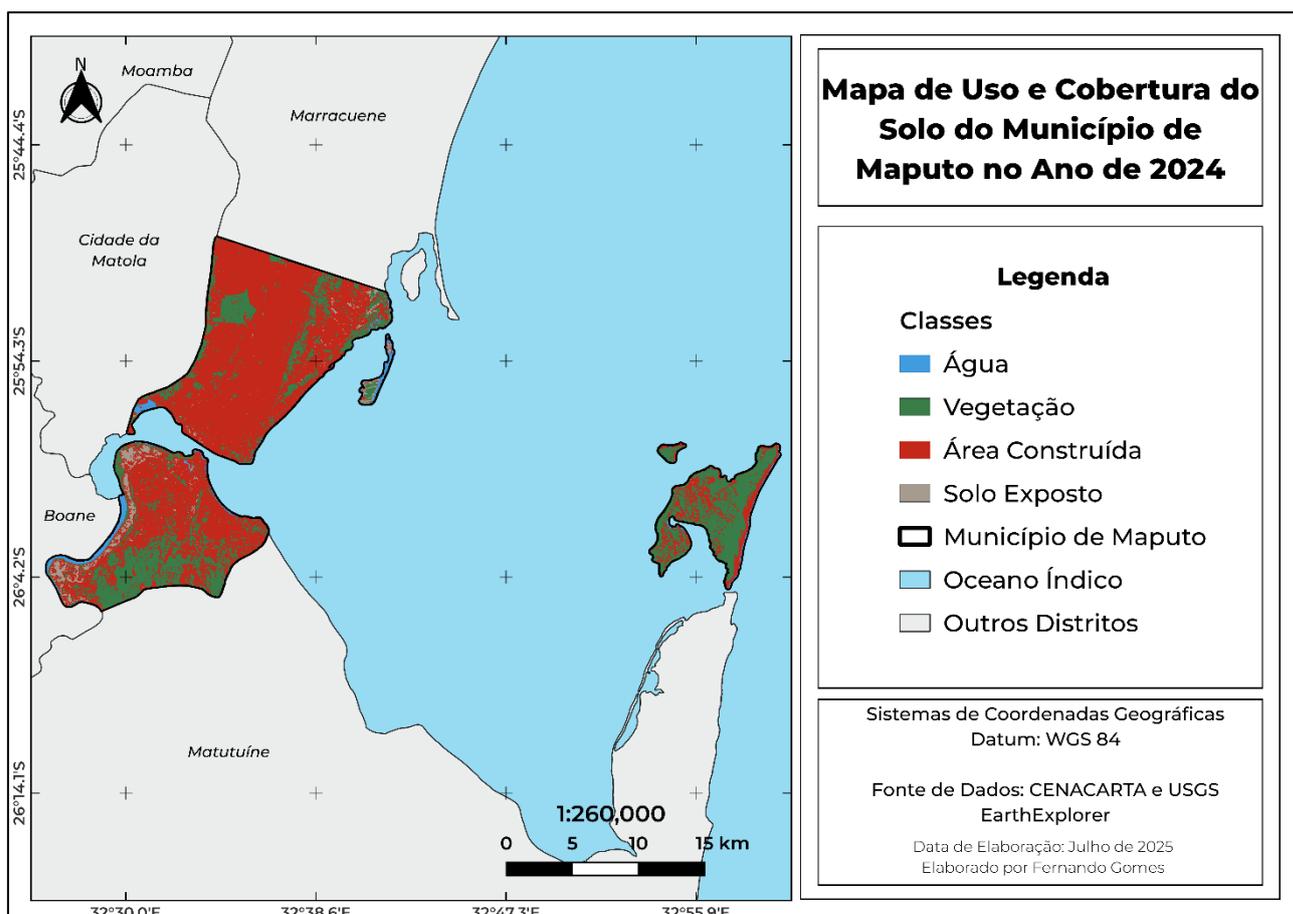


Figura 12: Mapa de Uso e Cobertura do Solo – 2024 (conhecido)

De forma geral, nota-se uma forte consolidação da ocupação urbana: a área construída domina 68.2% do território total, refletindo o avanço contínuo da urbanização iniciado nas décadas anteriores. Maputo atingiu quase a totalidade de sua ocupação, com 84.5% da superfície já urbanizada. *KaTembe*, por sua vez, passou de um distrito predominantemente verde em 2004 para um espaço maioritariamente construído (59%), enquanto *KaNyaka* segue em transformação gradual, com 30.8% já ocupado e vegetação ainda dominante (67.9%).

A Tabela 12 resume os valores absolutos e percentuais por classe de uso e cobertura do solo em 2024. Esses dados serão utilizados para comparar com os resultados da simulação espacial do *MOLUSCE*, permitindo avaliar o desempenho do modelo em termos de acerto e coerência com os padrões reais de uso do território.

Tabela 12: Distribuição da área por classe de uso e cobertura do solo – 2024

Classe	Maputo (ha)	<i>KaTembe</i> (ha)	<i>KaNyaka</i> (ha)	Subtotal (ha)
Água	200.026	399.939	73.335	673.300
Vegetação	3051.286	4 943.934	4 020.379	12 015.599
Área Construída	18 555.72	8 943.886	1 826.237	29 325.846
Solo Exposto	145.654	865.624	2.344	1 013.622
TOTAL (ha)	21 952.689	15 153.384	5 922.296	43 028.367

4.6 Projecção de Uso e Cobertura do Solo para 2024

A Figura 13 apresenta o mapa de uso e cobertura do solo referente ao ano de 2024, gerado através do plugin *MOLUSCE* no ambiente QGIS. A modelação baseou-se nos mapas classificados de 1984 e 2004, combinados com variáveis espaciais que actuam como determinantes da mudança de uso do solo.

Neste processo, destacam-se as variáveis derivadas do Modelo Digital de Elevação, que oferecem uma caracterização da forma do Município de Maputo:

- Declive (*slope*) - áreas com declives acentuados tendem a apresentar menor probabilidade de conversão para uso das actividades do homem, como a construção civil

- Orientação (aspect) - essa variável afecta a insolação, umidade do solo e potencial agrícola, influenciando o tipo de vegetação natural e o uso económico mais apropriado da terra.

Além das variáveis topográficas, outros factores espaciais relevantes foram incorporados para refinar o modelo de simulação:

- Distância até áreas construídas (*built-up proximity*)
- Distância até vias de acesso
- Distância até corpos de água

O modelo demonstrou um desempenho robusto na etapa de validação, alcançando uma acurácia global estimada em 92.21% e índice Kappa de 0.8852. Esses valores indicam um alto grau de confiabilidade na representação espacial das classes projectadas.

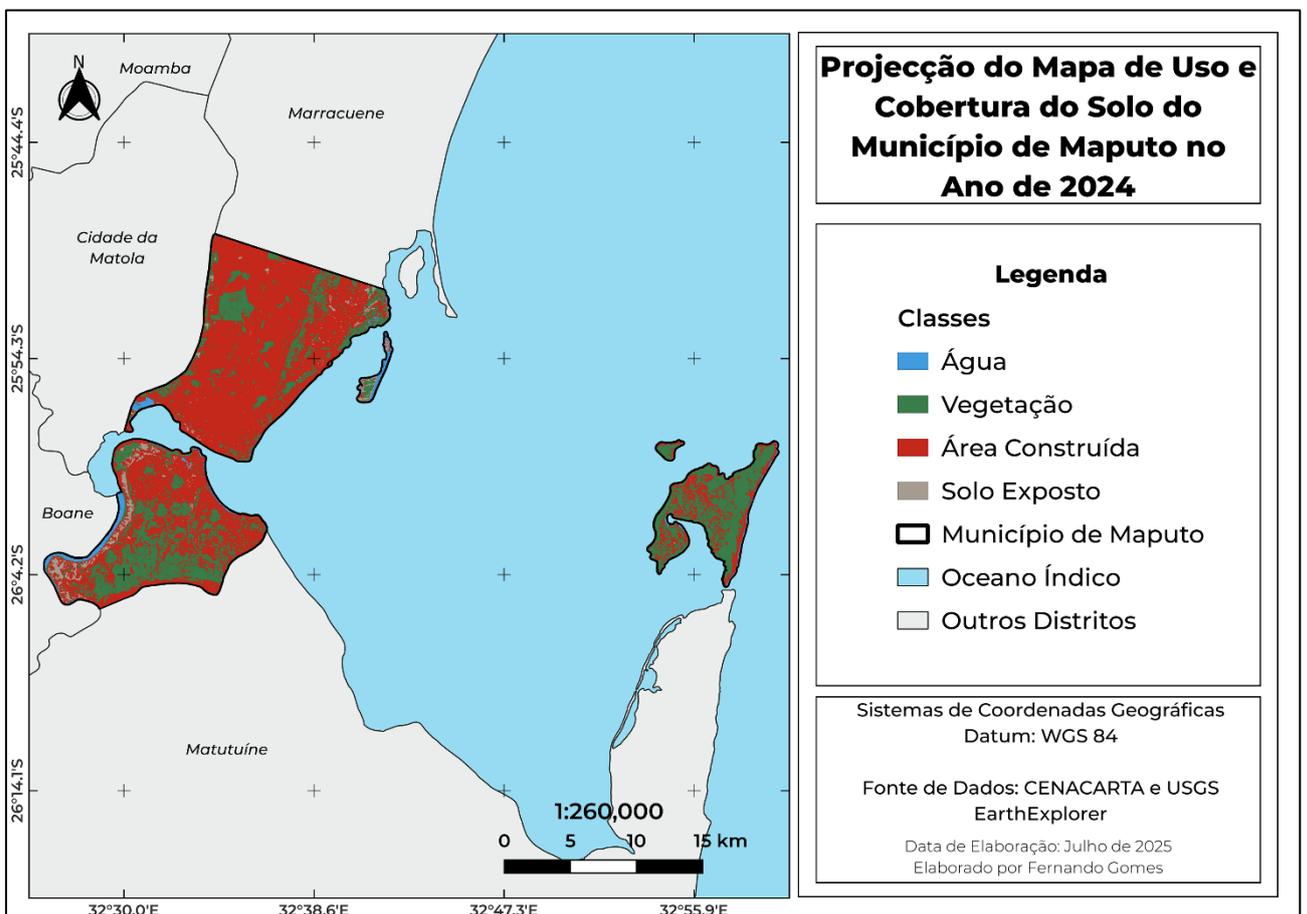


Figura 13: Mapa de Uso e Cobertura do Solo Previsto para o Ano de 2024

A Tabela 13 apresenta a projecção espacial detalhada do uso e cobertura do solo para o ano de 2024, distribuída entre Maputo, *KaTembe* e *KaNyaka*. O cenário previsto reflete tendências claras de urbanização.

Maputo continua sendo o centro urbano dominante, com 18 801 ha de área construída, o que representa cerca de 78,4% da sua superfície. A vegetação representa aproximadamente 3 706 ha, enquanto as áreas de água e solo exposto são residuais, somando pouco mais de 370 ha.

Em *KaTembe*, observa-se um crescimento urbano expressivo: 9.021 ha de área construída, equivalentes a mais da metade do distrito. Ao mesmo tempo, ainda preserva cerca de 6 001 ha de vegetação (34%), o que indica que este território permanece em transição, com potencial para novos empreendimentos, mas também risco de perda acelerada de áreas verdes. A presença de quase 1.000 ha de solo exposto aponta para terrenos em processo de ocupação ou transformação.

KaNyaka, por outro lado, apresenta uma dinâmica bem distinta. A vegetação domina com 1 763 ha (50,7% do distrito), seguida por 1.892 ha de área construída, o que representa uma urbanização crescente, mas ainda com espaço para controle e gestão ambiental.

De forma geral, a previsão para 2024 mostra que Maputo está em fase de saturação, *KaTembe* em expansão intensa, e *KaNyaka* em transformação controlada. Esses dados são fundamentais para orientar políticas públicas diferenciadas por distrito, equilibrando crescimento urbano com preservação ambiental e infraestrutura sustentável.

Tabela 13: Áreas Ocupadas por Classe de Uso e Cobertura do Solo (Previsão 2024)

Classe Temática	Maputo (ha)	<i>KaTembe</i> (ha)	<i>KaNyaka</i> (ha)	Subtotal (ha)
Água	216.18	431.381	29.977	677.538
Vegetação	3706.524	6000.93	1762.764	11470.218
Área Construída	18801.58	9021.487	1891.974	29715.041
Solo Exposto	155.903	997.589	2.08	1155.572
Total	23.961.887	17.689.379	3.478.102	45.129.368

4.7 Validação do Modelo de Previsão do Uso e Cobertura do Solo para o ano de 2024

A validação da previsão para o ano de 2024 foi realizada por meio da comparação entre os dados reais observados (Tabela 12 e Figura 12) e os dados simulados pelo modelo (Tabela 13 e Figura 13), com o objectivo de avaliar a precisão e consistência espacial da simulação. Essa validação foi complementada por métricas quantitativas, como a acurácia global e o índice Kappa, amplamente recomendados para estudos de mudanças de uso e cobertura do solo.

O plugin *MOLUSCE* considera diferentes elementos na etapa de validação. Além da simples comparação de áreas totais previstas e observadas por classe, o algoritmo avalia também a coerência espacial das transições entre classes, analisando onde e como ocorreram as mudanças.

Isso significa que o processo de validação não se restringe à quantidade de pixels classificados, mas verifica se a localização e o padrão de expansão urbana simulados correspondem à dinâmica territorial real. Essa abordagem aumenta a robustez da avaliação, pois permite compreender se o modelo está apenas reproduzindo proporções globais ou se consegue, de facto, capturar os vectores de crescimento urbano e as áreas de permanência.

Os resultados obtidos mostram a qualidade do modelo: a acurácia global estimada foi de 91.74%, indicando que em 10 *pixels*, 9 foram correctamente classificados em relação à realidade observada.

O índice Kappa, por sua vez, atingiu 0.8852, valor que, segundo a literatura (Vindell, 2021), é considerado excelente, já que leva em conta as classificações correctas que poderiam ocorrer por acaso. Esses indicadores demonstram que o modelo apresentou alto desempenho na replicação da dinâmica espacial do uso e cobertura do solo, assegurando sua confiabilidade como ferramenta de previsão.

Ao comparar os totais apresentados na Tabela 12 (observado) e na Tabela 13 (previsto), verifica-se uma diferença geral de aproximadamente 2 mil hectares, sendo a previsão levemente superior ao cenário real de 2024. Essa diferença indica que, embora o modelo tenha capturado adequadamente as tendências globais da expansão urbana, houve pequenas discrepâncias em classes específicas.

A maior divergência ocorreu na classe Vegetação, com um desvio de cerca de 545 hectares (-4,5%) em relação ao observado. Esse resultado sugere que o modelo subestimou a persistência de áreas verdes no município, projectando uma redução mais intensa da vegetação do que a verificada na realidade. Tal discrepância pode estar relacionada a factores locais que atuaram como barreiras à urbanização (ex.: áreas de protecção ambiental)

Já a classe Área Construída apresentou uma variação de aproximadamente 610 hectares (-2%). Nesse caso, o modelo previu menor crescimento urbano do que o efectivamente observado, o que pode indicar que processos de adensamento recente (novos loteamentos ou ocupações espontâneas) não estavam plenamente capturados na dinâmica de transição inferida entre 1984 e 2004.

Apesar dessas variações pontuais, a distribuição espacial entre os distritos manteve-se coerente com a realidade:

Maputo já apresenta um cenário de saturação urbana, *KaTembe* mostra-se como o principal vector de expansão, refletindo tanto a disponibilidade de áreas ainda pouco urbanizadas quanto investimentos em infraestrutura (ex.: Ponte Maputo-*KaTembe*), que impulsionaram sua integração à cidade. *KaNyaka*, por sua vez, mantém o predomínio de áreas naturais, coerente com seu caráter insular e menores pressões antrópicas.

Os mapas de validação apresentados nas Figuras 12 e 13 ilustram visualmente essa correspondência, permitindo constatar que, mesmo com desvios numéricos moderados, o modelo conseguiu reproduzir adequadamente a tendência espacial da urbanização, mostrando a sua aplicabilidade para simulações futuras.

4.8 Projecção de Uso e Cobertura do Solo para 2044

Após o treinamento e validação do modelo com os dados de 2024, foi gerada a projecção do uso e cobertura do solo para o ano de 2044, utilizando o plugin *MOLUSCE* no ambiente QGIS.

A simulação baseou-se na transição espacial observada entre 2004 e 2024, incorporando variáveis condicionantes (declive, orientação, distância a áreas construídas, proximidade de vias e corpos de água) consideradas determinantes no processo de expansão urbana.

O modelo resultante apresentou desempenho satisfatório, com acurácia estimada em 91.0% e índice Kappa de 0.8600, o que confere um bom nível de confiança na simulação gerada.

A Figura 14 apresenta o mapa previsto para 2044, permitindo visualizar a tendência evolutiva do território do Município de Maputo.

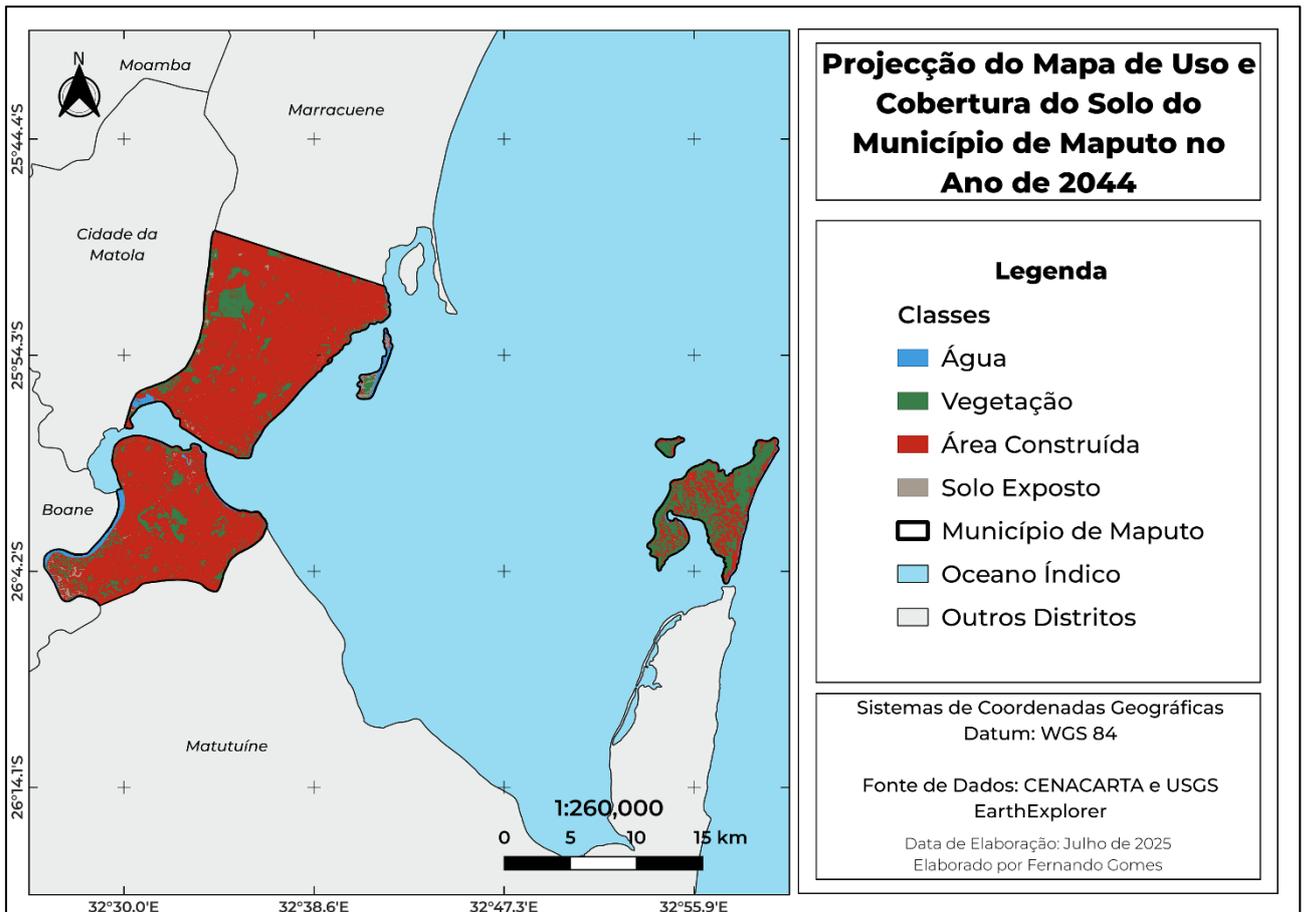


Figura 14: Mapa de Uso e Cobertura do Solo Previsto para o Ano de 2044

A Tabela 14 mostra os resultados quantitativos da projecção, discriminando a distribuição espacial das quatro classes temáticas: Água, Vegetação, Área Construída e Solo Exposto.

Tabela 14: Áreas Ocupadas por Classe de Uso e Cobertura do Solo para o ano de 2044

Classe Temática	Maputo (ha)	<i>KaTembe</i> (ha)	<i>KaNyaka</i> (ha)	Subtotal (ha)
Água	213.12	428.081	31.134	672.335
Vegetação	623.017	2 652.406	1 393.241	4 668.664
Área Construída	22 723.7	13 987.03	2 049.343	38 760.08
Solo Exposto	402.057	622.623	1.83	1 026.51
Total (ha)	23 961.89	17 689.38	3 478.102	45 129.37

A análise dos dados mostrou que no Município de Maputo, a maior parte da área está dominada pela infraestrutura urbana. A área construída soma aproximadamente 38 760 hectares, correspondendo a cerca de 86% da superfície total analisada. Essa prevalência indica uma urbanização consolidada e intensa na região, o que pode agravar problemas como a impermeabilização do solo e a redução de espaços verdes.

A vegetação ocupa cerca de 4 669 hectares, representando aproximadamente 10% da área total, um valor ainda significativo, mas claramente ameaçado pelo avanço da urbanização, principalmente nas zonas centrais.

A água cobre uma área de 672 hectares, equivalente a 1.5% do território estudado, destacando-se como recurso ambiental fundamental para a sustentabilidade local, especialmente em áreas urbanas densas.

O solo exposto, que inclui áreas descobertas, ocupa cerca de 1 027 hectares, ou 2% do total, o que pode indicar zonas vulneráveis a processos erosivos ou de degradação ambiental.

Ao detalhar os distritos, observa-se que Maputo é o principal responsável pela concentração das áreas construídas, com mais de 22 700 hectares (aproximadamente 95% de sua área), refletindo a intensa ocupação e transformação do espaço. A vegetação nesse distrito é residual, menos de 3% da área, um alerta para a necessidade de políticas que incentivem a recuperação e preservação ambiental.

Em *KaTembe*, a urbanização alcança cerca de 14 000 hectares, que representam cerca de 79% da superfície distrital, um crescimento significativo que se desenvolve principalmente em áreas antes vegetadas, sinalizando a importância de um planeamento territorial cuidadoso para preservar corredores ecológicos e garantir a qualidade ambiental.

KaNyaka apresenta um cenário diferente, com menor urbanização e maior cobertura vegetal, quase 1 400 hectares, correspondendo a 40% do seu território. Essa característica oferece uma oportunidade para implementar estratégias de conservação ambiental e modelos de ocupação que valorizem o equilíbrio entre desenvolvimento e proteção dos recursos naturais.

Resumindo, o estado actual das áreas urbanas e naturais do Município de Maputo evidencia um forte processo de expansão urbana, que requer atenção integrada e urgente para minimizar impactos ambientais, promover a sustentabilidade e assegurar a qualidade de vida das populações.

Conclusões e Recomendações

Este capítulo tem como objectivo apresentar as conclusões do estudo. São também indicadas as limitações encontradas durante a pesquisa e feitas recomendações que podem apoiar a aplicação prática dos resultados, bem como orientar trabalhos futuros que aprofundem esta temática.

6.1 Conclusão

O presente estudo mostrou a eficácia da modelagem espacial associada a técnicas de Aprendizado de Máquina para analisar e projectar a expansão urbana do Município de Maputo.

Por meio da aplicação do algoritmo de *Random Forest* para classificação das imagens dos anos de 1984, 2004 e 2024, e da posterior simulação com o plugin *MOLUSCE* no ambiente QGIS, foi possível compreender a lógica de ocupação territorial e estimar com precisão as tendências futuras de uso e cobertura do solo até o ano de 2044.

A validação do modelo com os dados reais de 2024 mostrou altos índices de desempenho: acurácia global de 92.21% e índice Kappa de 0.8852, conferindo robustez à abordagem metodológica adoptada.

A simulação para 2044 refletiu padrões coerentes de expansão, com a consolidação da mancha urbana de Maputo e a intensificação da ocupação na *KaTembe*, impulsionada pela a ponte Maputo–*KaTembe*. Enquanto isso, *KaNyaka* manteve características predominantemente naturais, mas com indícios crescentes de transição antrópica.

A análise indicou que Maputo aproxima-se de um estágio de saturação física, projectando *KaTembe* como o novo vector de crescimento urbano. Tal reconfiguração do espaço urbano evidencia não apenas a influência das políticas de infraestrutura no redesenho territorial, mas também a necessidade de um planeamento urbano que antecipe as transformações e promova o uso sustentável do solo.

Conclui-se que a integração entre geoprocessamento, algoritmos de classificação supervisionada e simulações baseadas em redes neurais oferece uma ferramenta poderosa e importante para apoiar o planeamento urbano de forma estratégica.

O modelo desenvolvido mostrou-se confiável e adaptável, servindo como base sólida para a definição de zonas prioritárias, avaliação de impactos espaciais de políticas públicas e elaboração de cenários futuros embasados em evidências empíricas. Em contextos de urbanização acelerada como o de Maputo, esse tipo de abordagem é crucial para garantir decisões mais informadas, integradas e sustentáveis.

6.2 Limitações

Apesar dos resultados alcançados, este estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas na interpretação dos mesmos. Em primeiro lugar, a resolução espacial das imagens *Landsat* (30 metros) pode não captar pequenas feições urbanas, como construções de menor porte ou áreas de ocupação informal dispersa, o que pode introduzir erros de omissão na classificação.

Outra limitação refere-se à dependência exclusiva de variáveis espectrais e topográficas para o processo de modelagem. Embora úteis, essas variáveis não incorporam factores socioeconómicos e demográficos que influenciam significativamente a dinâmica urbana. Estudos anteriores (Jat e Khare, 2008; Seto, *et al.*, 2012) demonstram que a inclusão de variáveis socioeconómicas pode melhorar a precisão da simulação de cenários futuros.

Adicionalmente, a calibração dos parâmetros da Rede Neural Artificial no *MOLUSCE* foi realizada de forma empírica, com base em testes repetidos e apoio na literatura, mas ainda assim pode não representar a configuração óptima para todos os contextos. Por fim, o horizonte temporal de análise (1984–2044) é relativamente longo e, portanto, sujeito a alterações imprevisíveis, como políticas públicas, eventos ambientais extremos ou mudanças socioeconómicas inesperadas, que não foram contemplados no modelo.

6.3 Recomendações

Com base nos resultados obtidos, é possível apontar diversas direcções promissoras para futuras pesquisas e aplicações práticas. Uma das primeiras recomendações é a ampliação da área de estudo, incluindo zonas periféricas de Maputo e até municípios vizinhos. Essa expansão permitiria compreender com maior profundidade como o crescimento urbano se espalha para além dos centros consolidados, especialmente em contextos de rápida transformação urbana.

Sugere-se aumentar a resolução temporal das análises, incorporando anos intermediários entre os já utilizados. Isso ajudaria a captar de forma mais precisa as mudanças graduais no uso e cobertura do solo, enriquecendo a interpretação dos padrões de transição ao longo do tempo.

Outro ponto importante é a incorporação de variáveis adicionais no modelo, como dados demográficos, infraestrutura urbana, acesso a serviços e factores ambientais. A presença dessas variáveis pode melhorar significativamente a capacidade do modelo em explicar por que certas áreas sofrem transformações mais intensas do que outras.

Também se recomenda testar outros tipos de modelos, incluindo redes neurais artificiais mais complexas ou algoritmos de aprendizado profundo, o que pode oferecer simulações mais detalhadas e adaptadas às especificidades locais.

Por fim, destaca-se a importância da criação de um sistema contínuo de monitoramento geoespacial, baseado em dados abertos, actualizados com frequência e disponíveis em plataformas interoperáveis.

Ao adotar essas recomendações, futuros estudos poderão contribuir de maneira ainda mais eficaz para o planeamento urbano e ambiental no Município de Maputo, oferecendo subsídios técnicos e científicos para decisões mais sustentáveis, justas e informadas sobre o uso do território.

Essas recomendações visam tornar os estudos futuros ainda mais úteis para o planeamento urbano e ambiental da cidade, ajudando a tomar decisões mais conscientes e sustentáveis sobre o uso do território.

Referências Bibliográficas

- Agência Espacial Europeia. (2025). *Landsat*. Obtido de ESA: <https://earth.esa.int/eogateway/missions/landsat>
- Almeida, J. A., & Oliveira, P. J. (2010). *Sensoriamento Remoto I*.
- Alsaaidh, B., Al-Hanbali, A., & Tateishi, R. (2011). *Assessment of Land Use/Cover Change and Urban Expansion of the Central part of Jordan Using Remote Sensing*. Yayoicho: Chiba University.
- Araújo, M. (2003). *The Urban Spaces in Mozambique*. *GEOUSP Espaço e Tempo (Online)*. doi:10.33258
- Assembleia da República. (18 de Julho de 2007). Lei de Ordenamento do Território. Maputo.
- Axelrod, R. (1997). *Advancing the art of Simulation in the Social Sciences*. Springer.
- Baloi, J. (2019). *The Impact of Urban Requalification on Municipal Governance: An Analysis from Mozambique*. Britain International of Humanities and Social Sciences (BIOHS) Journal. doi:10.33258/biohs.v1i2.31
- Barbosa, G. (2022). *Mapeamento de Lavouras de Café e de Áreas Propícias a Expansão de Lavouras Cafeeiras no Município de Monte Carmelo*. Minas Gerais.
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). *Random Forest in Remote Sensing: A review of Applications and Future Directions*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. doi:<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Bento, S., Conti, M., Baptista, R., & Ghobril, C. (2018). *As Novas Diretrizes e a Importância do Planejamento Urbano para o Desenvolvimento de Cidades Sustentáveis*. Revista de Gestão Ambiental e Sustentabilidade. doi:<https://doi.org/10.5585/geas.v7i3.1342>
- Câmara, G., & Ortiz, M. J. (2000). *Sistemas de Informação Geográfica para Aplicações Ambientais e Cadastrais: Uma Visão Geral*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE.
- Carvalho, B. N. (2000). *Um Sistema de Informações para a Prática do Gerenciamento e Planejamento Urbano*. Florianópolis - SC: Universidade Federal de Santa Catarina.
- Chicombo, T. (2022). *Construção da Ponte Maputo-KaTembe e a dinâmica de Ocupação das Terras no Distrito Municipal de Katembe - Moçambique*.
- Chivangue, A. (2013). *Urban Dynamics in Maputo, Mozambique*. doi:<https://doi.org/10.1016/J.CITIES.2013.09.006>

- Cohen, B. (2006). *Urbanization in Developing Countries: Current Trends, Future Projections, and Key Challenges for Sustainability*. Technology in Society.
- Embrapa. (2025). *LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite*. Obtido de Embrapa Territorial: <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/landsat>
- Faria, L. (2010). *Planejamento Estratégico, Estatuto da Cidade e Plano Diretor: Métodos e Instrumentos de Organização e Gestão do Espaço Urbano*. Uberlândia: Caminhos de Geografia. doi:10.14393/RCG103215866
- Farina, F. (2006). *Abordagem sobre as Técnicas de Geoprocessamento Aplicadas ao Planejamento e Gestão Urbana*. Cadernos EBAPE.BR. doi:10.1590/s1679-39512006000400007
- Filho, H., Araujo, A., Júnior, R., Carvalho, C., & Júnior, J. (2023). *Desenvolvimento e Aplicação De Modelos De Alerta Atrrelados a Sensores de Umidade No Monitoramento de Áreas de Risco na Região Metropolitana na Recife – PE*. Revista Multidisciplinar do Sertão. doi:10.37115
- Fiorio, P., & Luciano, A. (2021). *Índices de Vegetação*. Piracicaba: Universidade de São Paulo.
- Florenzano, T. (2007). *Iniciação em Sensoriamento Remoto*. São Paulo: Oficina de Textos.
- Foody, G. (2002). *Status of Land Cover Classification Accuracy Assessment*. Remote Sensing of Environment. doi:[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
- Forster, B. (1994). *An Examination of some Problems and Solutions in Urban Monitoring from Satellite Platforms*. International Journal of Remote Sensing.
- Franze, J. (2017). *Expansão Urbana e a Criminalidade Violenta: O Caso da Cidade de Chimoio-Moçambique (2000-2014)*. Obtido de <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/165479>
- GeeksforGeeks. (2024). *Random Forest Algorithm in Machine Learning*. Obtido de <https://www.geeksforgeeks.org/random-forest-algorithm-in-machine-learning/>
- Gonçalves, C. (2012). *SIG em Código Aberto e Património Urbano*. Lisboa: Faculdade de Arquitectura - Universidade Técnica de Lisboa.
- Grostein, M. (2001). *GrosteinMetrópole e Expansão Urbana: A Persistência de Processos “Insustentáveis.” São Paulo em Perspectiva*. doi:10.1590/S0102-88392001000100003
- Guedes, E., Oliveira, E., Albuquerque, O., Sousa, A., & Júnior, G. (2024). *Comparação de Algoritmos de Aprendizado de Máquina Baseados em Árvores de Decisão na Previsão de Nível de Escrita do Ensino Básico: Estudo de Caso em Escolas do Município de Vitória do Xingu - Pará*. Pará.

- Guevane, L. (2020). *Expansão Urbana: Refletindo em Torno da Tipologia da Cidade de Maputo*. Maputo: Universidade Pedagógica de Maputo -Faculdade de Ciências da Terra e Ambiente, Departamento de Geografia.
- Hansine, R., & Arnaldo, C. (2019). *Natureza Demográfica e Consequências do Crescimento Urbano em Moçambique*.
- Harada, M. A. (2019). *Análise do Impacto da Certificação no Processo de Transferência de Tecnologia: Estudo de Caso da Certificação no Veículo Suborbital vsb-30 para o Programa Espacial Brasileiro*. Escola Nacional de Administração Pública (Enap).
- Hemba, S., Iortyom, E., Ropo, O., & Daniel, D. (2017). *Analysis of the Physical Growth and Expansion of Makurdi Town Using Remote Sensing and GIS Techniques*. Imperial Journal of Interdisciplinary Research.
- Hoguane, A. M. (2007). *Perfil Diagnóstico da Zona Costeira de Moçambique*. *Revista de Gestão Costeira Integrada*.
- INE (Instituto Nacional de Estatística). (2017). *INE*. Obtido de <https://www.ine.gov.mz/censo-2017>
- Jachnow, A., Keunen, E., Lunetta, C., Mazzolini, A., & Brilhante, O. (2017). *Urbanization in Mozambique*. Institute for Housing and Urban Development Studies of Erasmus University Rotterdam. Obtido de <https://www.citiesalliance.org/>
- Japiassú, L., & Lins, R. (2014). *As Diferentes Formas de Expansão Urbana*. *Revista Nacional de Gerenciamento de Cidades*.
- Jat, M., & Khare, D. (2008). *Monitoring and Modelling of Urban Sprawl Using Remote Sensing and GIS Techniques*. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*.
- Júnior, D., & Lima, D. (2023). *Análise Comparativa de Técnicas de Aprendizado de Máquinas para Auxílio na Predição de Diabetes Mellitus*. Minas Gerais: Instituto Federal do Triângulo Mineiro.
- Kshetri, T. (2018). *NDVI, NDBI & NDWI Calculation Using Landsat 7, 8*. Bangkok: Asian Institute of Technology.
- Kunen, A., Tabalipa, N., Sabbi, V., & Mello, N. (2019). *Contextualização do Desenvolvimento Urbano do Município de Pato Branco-PR nos Últimos Dez Anos a partir de Dados de Sensoriamento Remoto*. *Revista Brasileira de Geografia Física*. doi:10.26848
- Laurentino, C. (2024). *Mapeamento Pretérito e Prognóstico da Expansão Urbana de Montes Claros/MG Usando Machine Learning*. Uberlândia: Universidade Federal de Uberlândia. doi:10.14393/ufu.di.2024.159

- Li, X., & Yeh, A.-O. (2002). *Neural-network-based cellular Automata for Simulating Multiple Land Use Changes Using GIS*. International Journal of Geographical Information Science. doi:<https://doi.org/10.1080/13658810210137004>
- Lima, V., & Amorin, M. (2001). *A Importância das Áreas Verdes para a Qualidade Ambiental das Cidades*. Universidade Estadual Paulista. São Paulo: Universidade Estadual Paulista.
- Liu, C., Zeng, D., Wu, H., Jia, S., & Xin, L. (2020). *Urban Land Cover Classification of High-Resolution Aerial Imagery Using a Relation-Enhanced Multiscale Convolutional Network*. Remote Sensing. doi:<https://doi.org/10.3390/rs12020311>
- Mafra, F., & Silva, J. A. (2004). *Planeamento e Gestão do Território*. Sociedade Portuguesa de Inovação.
- Maloa, J. (2021). *Periferias Urbanas Moçambicanas e a sua Nova Paisagem*. e-cadernos CES. doi:10.4000/eces.6845
- Manandha, R., Odeh, I., & Ancev, T. (2009). *Improving the Accuracy of Land Use and Land Cover Classification of Landsat Data Using Post-Classification Enhancement*. Remote Sensing. doi:[doi:10.3390/rs1030330](https://doi.org/10.3390/rs1030330)
- Marino, T. (2009). *Aplicabilidades de SIGs*. Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.
- Marteletto, S. R. (2022). *Técnicas de Seleção de Atributos através de Random Forests: Um Estudo de Caso para Detecção de Tendências em Séries Temporais Financeiras*. São Paulo: Universidade de São Paulo.
- Matos, A. (2003). *Planeamento de um Sistema de Transportes Colectivos de Passageiros numa Zona Metropolitana - O Caso da Província de Maputo*. Obtido de <https://www.proquest.com/openview/6370714a899cc86129798072875d5c04/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y>
- McFEETERS, S. (1996). *The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features*. International Journal of Remote Sensing. doi:<https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Minatti, E., Ribeiro, A. A., Encina, C. C., & Filho, A. C. (2023). *Análise Multi-temporal de Imagens de Satélite e NDVI em Unidade de Conservação*. Mato Grosso do Sul: Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, .
- Mundia, C. N., & Aniya, M. (2005). *Analysis of Land Use/Cover Changes and Urban Expansion of Nairobi City Using Remote Sensing and GIS*. International Journal of Remote Sensing. doi:<https://doi.org/10.1080/01431160500117865>

- MundoGEO. (2012). *Geoprocessamento com Utilização do Satélite Landsat 5 TM para Estudo de Caso do Município de Betim*. Obtido de MundoGEO: <https://mundogeo.com/2012/02/14/geoprocessamento-com-utilizacao-do-satelite-landsat-5-tm-para-estudo-de-caso-do-municipio-de-betim/>
- Narvaes, I. d., Schuh, M. S., Souza, P. D., & Ziembowicz, M. M. (2024). (2024). *Distinção de Espécies Florestais Utilizando Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) e Artificial Neural Network (ANN)*. ResearchGate. doi:10.26848/rbgf.v17.4.p2582-2605
- Nassel, C. (2011). *Princípios Básicos de Cartografia e Sistemas de Informação Geográfica*.
- Norfolk, S., & Tanner, C. (2007). *Improving Tenure Security for the Poor in Africa: Mozambique - Country Case Study*. FAO.
- Novais, J. J. (2017). *Mapeamento Digital de Solos da Microbacia do Ribeirão Extrema, DF, a partir de Imagens Multitemporais ASTER e Biblioteca Espectral*. doi:10.13140/RG2.2.27734.65606
- Novo, E. M., & Ponzoni, F. J. (2001). *Introdução ao Sensoriamento Remoto*.
- Paixão, M., & Aiala, C. (2013). *Planeamento Urbano: Importância Do Zoneamento*. Belém - PA: Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará.
- Paulo, C., & Sanches, P. (2011). *Análise da Paisagem Urbana e Periurbana de Itararé (SP) através de Interpretação de Imagem de Satélite: Um Exercício Didático*. São Paulo: Universidade São Paulo.
- Peixoto, M. (2005). *Expansão Urbana e Proteção Ambiental: Um estudo a partir do caso de Nova Lima/MG*. XI Encontro Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Planejamento Urbano e Regional – ANPUR.
- Pinto, A. (2011). *Paisagem, Planeamento e Desenvolvimento em Sever Do Vouga*. Coimbra: Universidade de Coimbra.
- Presotto, J. G. (2021). *Métodos de Aprendizado de Máquina Fracamente Supervisionados Baseados em Ranqueamento*. Obtido de <http://hdl.handle.net/11449/214841>
- Rocha, A. (2008). *Maputo Cidade das Acácias*. Alcance editores.
- Rouse, J., Haas, R., Schell, J., & Deering, D. (1973). *Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS*. Environmental Science.
- Sano, E., Rosa, R., Luis, J., & Brito, S. (2009). *Mapeamento da Cobertura Vegetal Natural e Antrópica do Bioma Cerrado por meio de Imagens Landsat ETM*. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO.

- Santé, I., García, A., Miranda, D., & Maseda, R. (2010). *Cellular Automata Models for the Simulation of Real-world Urban Processes: A Review and Analysis*. *Landscape and Urban Planning*. doi:10.1016/j.landurbplan.2010.03.001
- Seto, K., Güneralp, B., & Hutyrá, L. (2012). *Global Forecasts of Urban Expansion to 2030 and Direct Impacts on Biodiversity and Carbon Pools*. doi:https://doi.org/10.1073/pnas.1211658109
- Silva, M. (2023). *Expansão Urbana em Vitória da Conquista: Uma Análise das Estratégias de Uso e Ocupação do Solo Diante dos Desafios Ambientais e Sociais*. Instituto Federal de Educação, Ciência E Tecnologia Da Bahia.
- Simão, A. (2023). *Integração do Uso Agrícola no Planejamento Territorial Caso Cidade de Maputo*.
- Spinelli, R., Alves, A., & Konrad, O. (2013). *Cidade e Edificações: A Busca por um Novo Modelo*. Destaques Acadêmicos.
- Stange, R. L. (2011). *Adaptatividade em Aprendizagem de Máquina: Conceitos e Estudo de Caso*.
- Tristany, M., & Coelho, J. (2003). *Breve Apresentação e Discussão em torno dos Sistemas de Informação Geográfica*.
- UN-Habitat. (2023). *Uma Maior Qualidade de Vida para Todos num Mundo Urbanizado*.
- USGS. (2025). *Landsat 5*. Obtido de Serviço Geológico dos Estados Unidos: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-5>
- USGS. (2025). *Landsat 8*. Obtido de Serviço Geológico dos Estados Unidos: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>
- Vindell, J. (21 de Junhi de 2021). *RPubs by RStudio*. Obtido de <https://www.rpubs.com/VINDELL2981/kappa>
- Wang, H., He, S., Liu, X., Dai, L., Pan, P., Hong, S., & Zhang, W. (2013). *Simulating Urban Expansion Using a Cloud-based Cellular Automata Model: A Case Study of Jiangxia, Wuban, China*. *Environmental Modelling & Software*. doi:https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.10.016
- Zanchetti, C. (2009). *Desenvolvimento de um Web SIG Aplicado a um Domínio Turístico*. Universidade de Caixas do Sul.
- Zha, Y., & Gao, J. (2003). *Use of Normalized Difference Built-up Index in Automatically Mapping Urban Areas from TM Imagery*. *International Journal of Remote Sensing*. doi:10.1080/01431160304987

Anexos

Anexo 1: Uma parte da Tabela de Colecta das Amostras de Uso e Cobertura do Solo

AGUA	9	2.07149792	133.352982	0.000899294	0.035951201	-0.07422195	-0.0463874	9288	10176	10391	11166	9623
AGUA	0	5.41285181	209.972015	-0.00215011	-0.00571041	-0.05836295	-0.00474351	9453	10176	10391	10273	9140
AGUA	2	4.20916939	328.086456	0.000136535	0.036549706	-0.0343287	-0.05427509	9536	10176	10544	11344	10591
AGUA	4	5.58259058	125.546326	0.000102057	0.074176073	-0.09744889	-0.0783338	9371	10001	10085	11701	9623
AGUA	0	2.24552798	88.6266403	-0.00207083	0.04330764	-0.09977347	-0.0550385	9371	10001	10239	11166	9140
AGUA	0	0.42284548	0	-0.00054954	0.010295326	-0.09388737	-0.02200274	9371	10001	10238	10451	8657
AGUA	2	7.26435757	137.386398	0.000426889	0.096509777	-0.07668722	-0.13719934	10855	12788	13888	16855	14454
AGUA	1	4.3225646	87.4292297	-0.00157488	0.080725335	-0.04981807	-0.12852757	10279	11920	13130	15436	13971
AGUA	1	4.27848196	142.431839	-0.0024566	0.074293628	-0.06252407	-0.07406126	9784	10702	10697	12414	10953
AGUA	0	0.9367379	123.372765	-0.00099607	0.088375658	-0.14057337	-0.11308668	9288	10176	10697	12771	9623
AGUA	0	2.72857356	151.401505	-0.00311233	0.018885462	-0.1376545	-0.02809396	10114	11399	11611	12058	9140
AGUA	0	0.27317619	127.274216	-0.00034624	0.086386249	-0.19165012	-0.11997417	10362	12268	13130	15613	10591
AGUA	0	0.21771868	102.779289	-0.00029757	0.086144842	-0.19160086	-0.122818	10772	12613	13584	16145	10953
AGUA	1	5.17323065	58.9097786	-0.00156574	0.096457273	-0.06432564	-0.1438656	10936	12613	13887	16852	14815
AGUA	2	4.98658657	323.992828	0.004074756	0.075809173	-0.05055473	-0.13451034	11673	14339	16147	18796	16987
VEGETACAO	7	1.79918861	192.439133	-0.00053902	0.233568773	-0.0007446	-0.22409219	9075	9797	9603	15456	15433
VEGETACAO	7	1.42957723	177.006287	7.24407E-05	0.23370041	-0.01568578	-0.23827736	8958	9958	10055	16188	15688
VEGETACAO	5	1.43482232	166.303467	0.000137892	0.233207062	-0.05646287	-0.225172	8656	9573	9412	15137	13519
VEGETACAO	7	0.93550152	239.315903	-0.00029112	0.245869398	-0.02026352	-0.22804296	8781	9954	9585	15835	15206
VEGETACAO	8	0.92067546	80.5617523	0.000590285	0.244210854	-0.02862181	-0.2410911	9097	9988	9922	16334	15425
VEGETACAO	8	1.39461088	213.03418	0.000593204	0.24891226	-0.057945	-0.23753467	9192	10169	9926	16505	14697
VEGETACAO	6	0.87044615	237.12265	-0.00094142	0.269707322	-0.06762544	-0.2520051	9081	9979	9607	16703	14587
VEGETACAO	7	1.04362023	122.751442	-0.00072049	0.22877799	-0.02799727	-0.23410235	9010	9810	9921	15807	14946
VEGETACAO	7	0.97250783	188.746017	-0.00071165	0.243194342	-0.02387818	-0.22516865	9107	9993	9619	15801	15064
VEGETACAO	9	2.1298008	139.612061	0.000525413	0.27202034	-0.05400491	-0.24672678	9087	9982	9455	16521	14828
VEGETACAO	7	1.67889428	146.244507	0.000125319	0.282045633	-0.06429248	-0.27193752	9070	9973	9757	17423	15318
VEGETACAO	8	1.90819275	162.572998	-0.00011064	0.271405131	-0.06570393	-0.26936966	9013	9812	9769	17047	14945
VEGETACAO	7	1.41442168	174.99855	-0.00017403	0.297625125	-0.10641745	-0.28017879	9093	9985	9612	17758	14342

Anexo 2: Trecho do Código em R do Treinamento do Modelo *Random Forest*

✓ TREINAMENTO DO MODELO

```
#TREINAMENTO DO MODELO
set.seed(132)
fit_control <- trainControl(method = "repeatedcv", number = 5, repeats=10)
# run a random forest model
set.seed(132)
training$CATEGORIA <- as.factor(training$CATEGORIA)
rf_p <- train(CATEGORIA ~ .,
              data =training,
              method = "rf",
              trControl = fit_control)
```

Anexo 3: Tabela Estatística da Variação da área por classe de uso e cobertura do solo (1984–2004) no *MOLUSCE*

Class statistics							
	Class color	1984	2004	Δ	1984	2004 %	Δ %
1 - Agua		1 246.588 ha	1 175.708 ha	-70.88 ha	2,9043013	2,7346533201	-0,17
2 - Vegetacao		13 700.855 ha	23 426.425 ha	+9 125.570 ha	31,8425793	54,4532001	+22,61
3 - Area Construida		6 046.758 ha	11 109.899 ha	+5 063.146 ha	14,0532003	25,8209003	+11,17
4 - Solo Exposto		22 034.173 ha	7 316.335 ha	-14 717.838 ha	51,2100321	17,000324	-34,21

Anexo 4: Tabela da Matriz de Trasição de uso e cobertura do solo (1984–2004) no *MOLUSCE*

Transition matrix				
	1 - Agua	2 - Vegetacao	3 - Area Construida	4 - Solo Exposto
1 - Agua	0.8330	0.0004	0.0160	0.0610
2 - Vegetacao	0.0070	0.7330	0.1090	0.1530
3 - Area Construida	0.0050	0.0330	0.6410	0.3010
4 - Solo Exposto	0.0005	0.1440	0.2080	0.6470

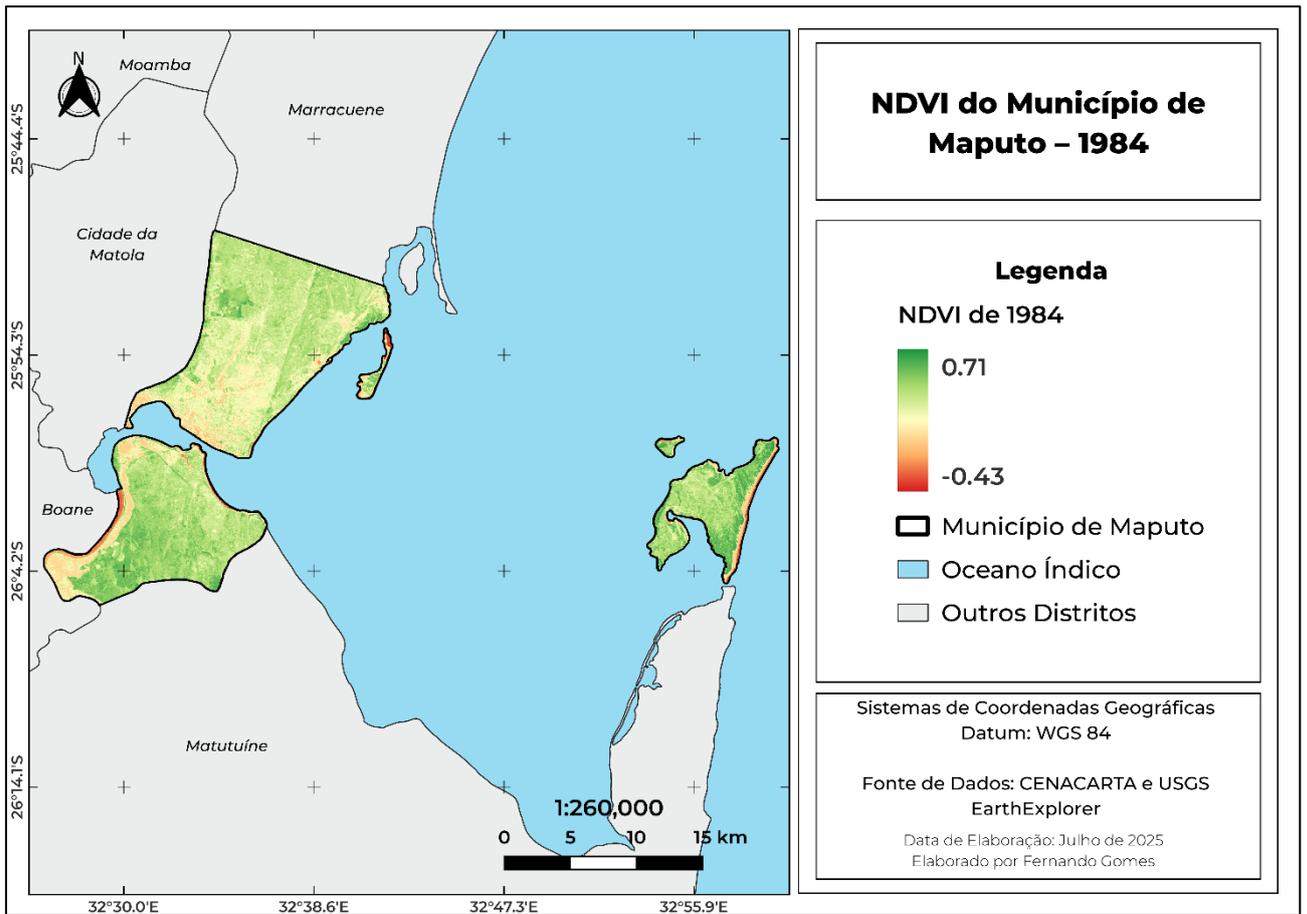
Anexo 5: Parâmetros de Configuração e Desempenho do Modelo Preditivo no *MOLUSCE*

Method	Artificial Neural Network (Multi-layer Perceptron)	
Neighbourhood	7 px	▲▼
Learning Rate	0.005	▲▼
Maximum Iterations	350	▲▼
Hidden Layers	5	
Momentum	0.010	▲▼
Δ Overall Accuracy	-0.05190	
Min Validation Overall Error	0.92802	
Current Validation Kappa	0.92213	
Train neural network		Stop

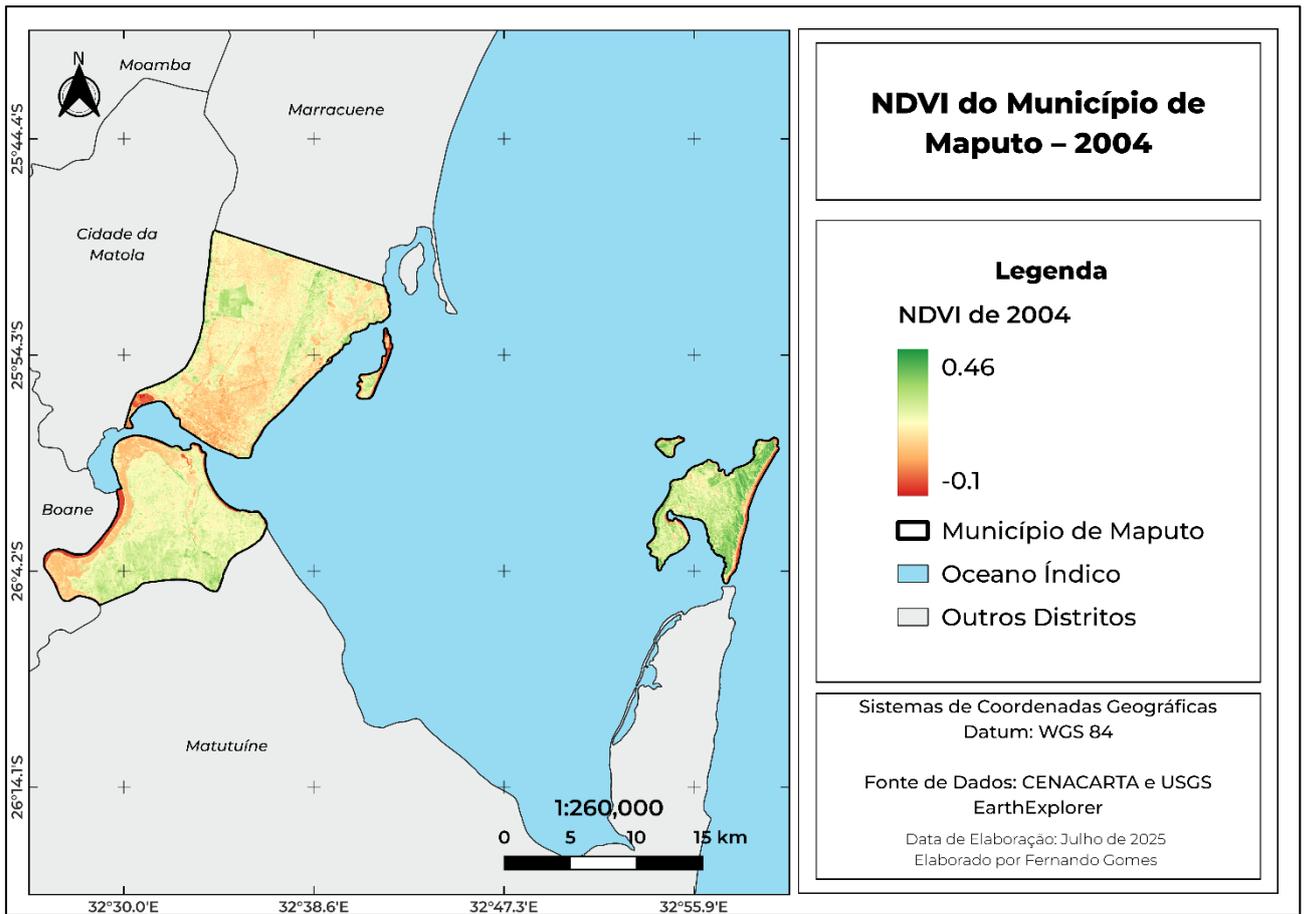
Anexo 6: Captura de Tela do ambiente *MOLUSCE* no QGIS que acurácia

Reference Map	C:/Users/User/Desktop/Municipio de Maputo/Novos_LULC/LULC_2024.tif	Browse...	% of Correctness	89.76173
Simulated Map	Users/User/Desktop/Municipio de Maputo/Novos_LULC/CHANGE-MAP1/simulation.tif	Browse...	Kappa (overall)	0.9174
<input checked="" type="checkbox"/> Validation Map	<input checked="" type="checkbox"/> Check persistent classes	Create...	Kappa (histogram)	0.8237
	Number of validation iterations	5	Kappa (location)	0.8852
Start validation			Calculate kappa	

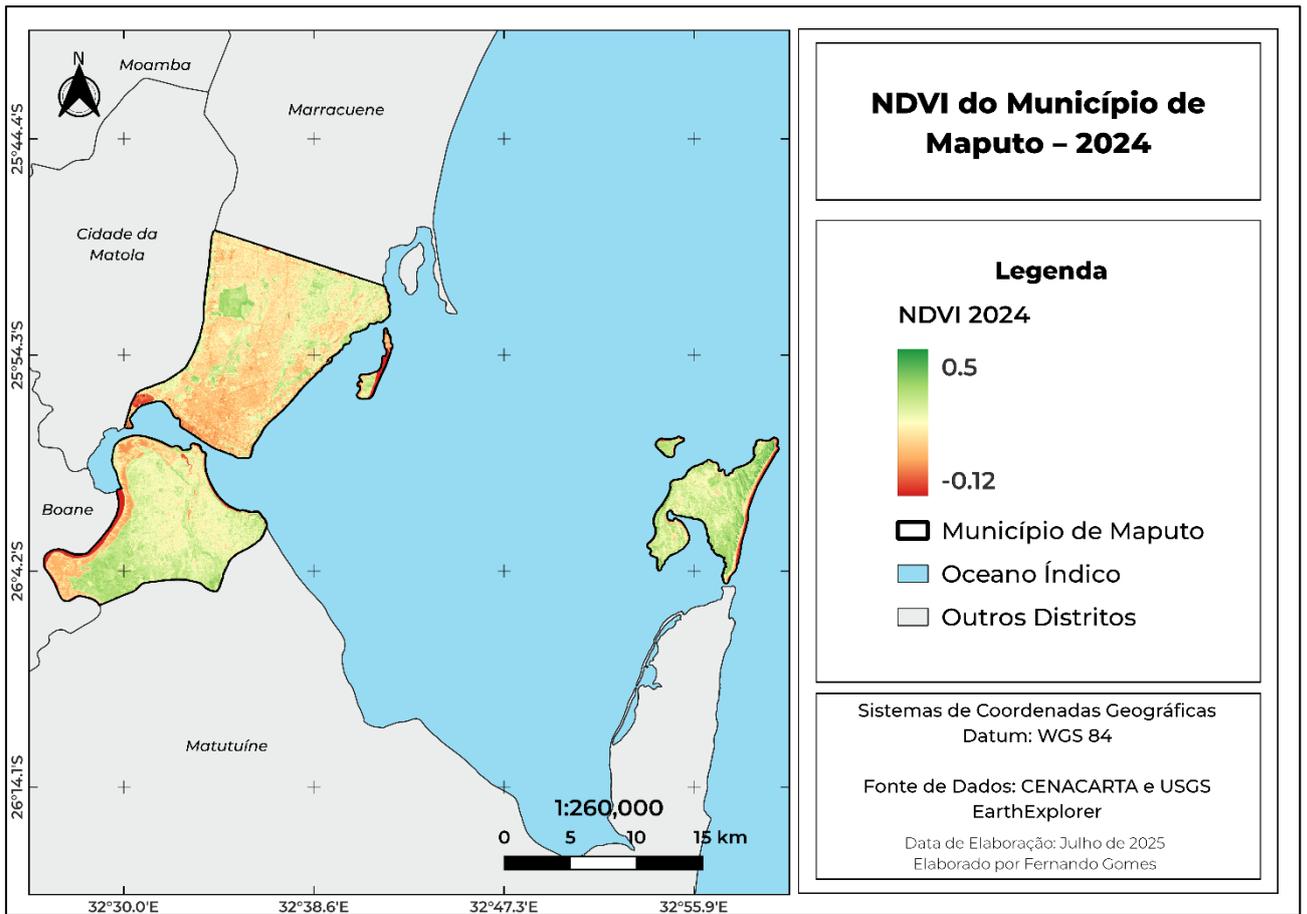
Anexo 7: Mapa de NDVI do Município de Maputo do ano de 1984



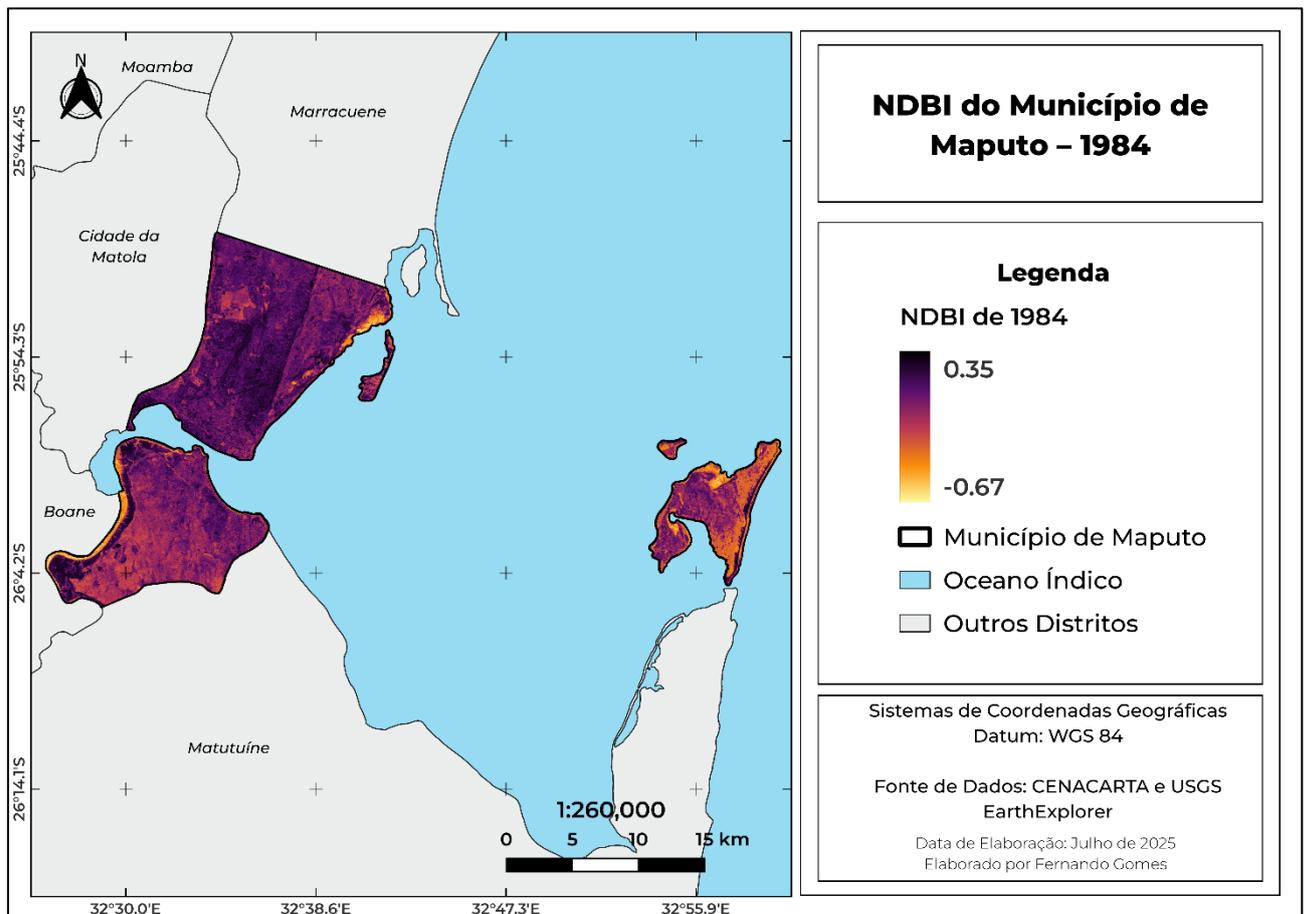
Anexo 8: Mapa de NDVI do Município de Maputo do ano de 2004



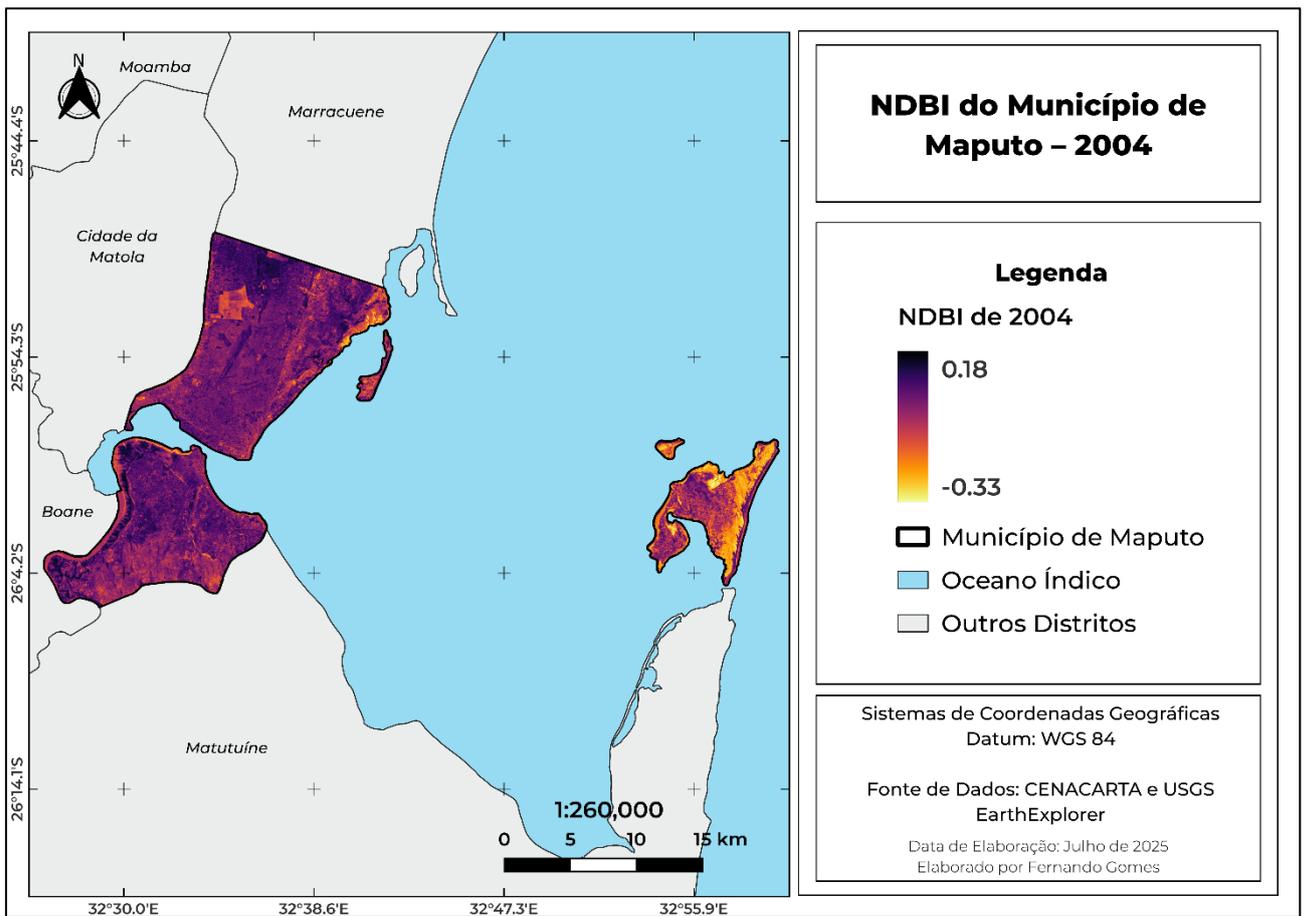
Anexo 9: Mapa de NDVI do Município de Maputo do ano de 2024



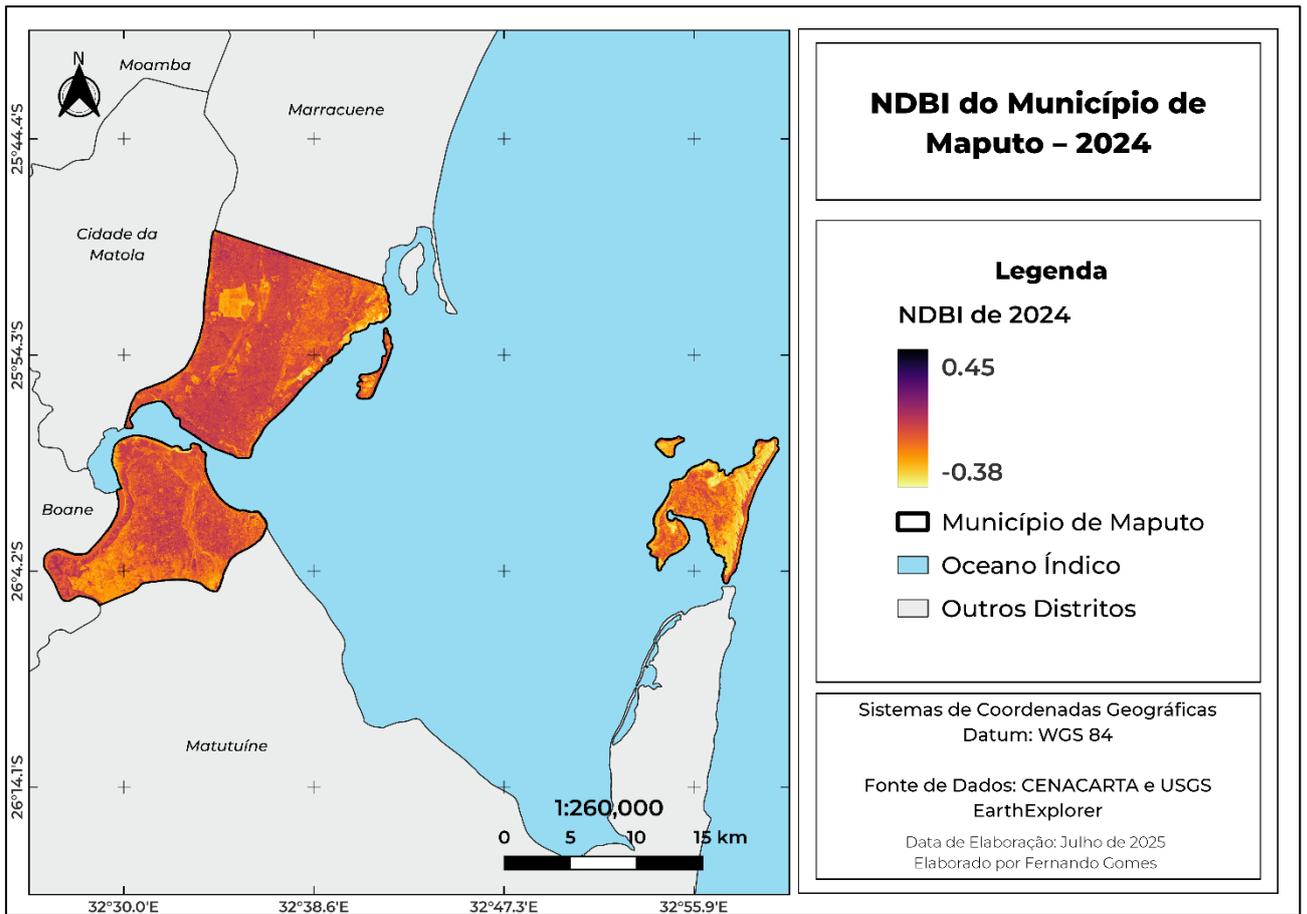
Anexo 10: Mapa de NDBI do Município de Maputo do ano de 1984



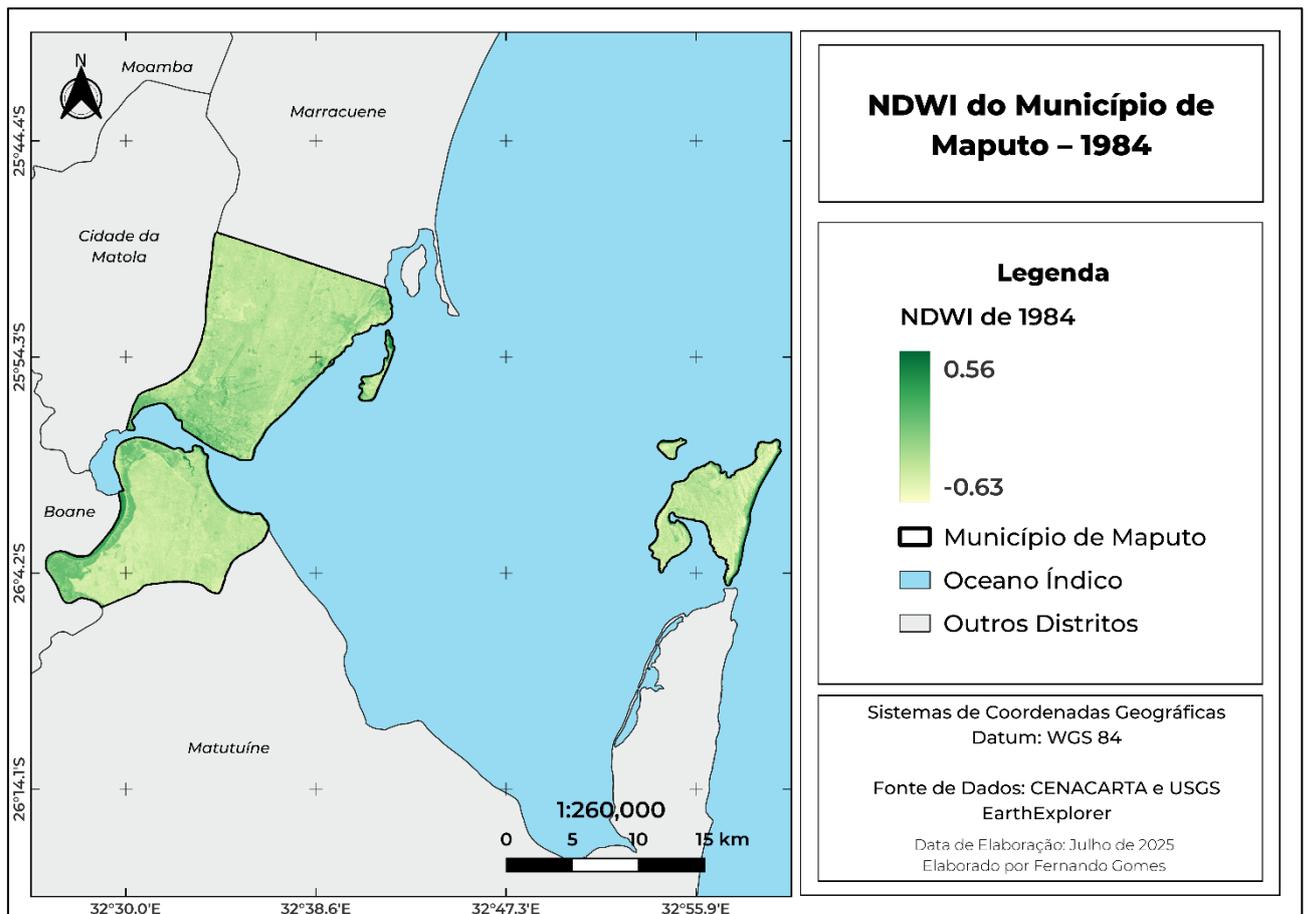
Anexo 11: Mapa de NDBI do Município de Maputo do ano de 2004



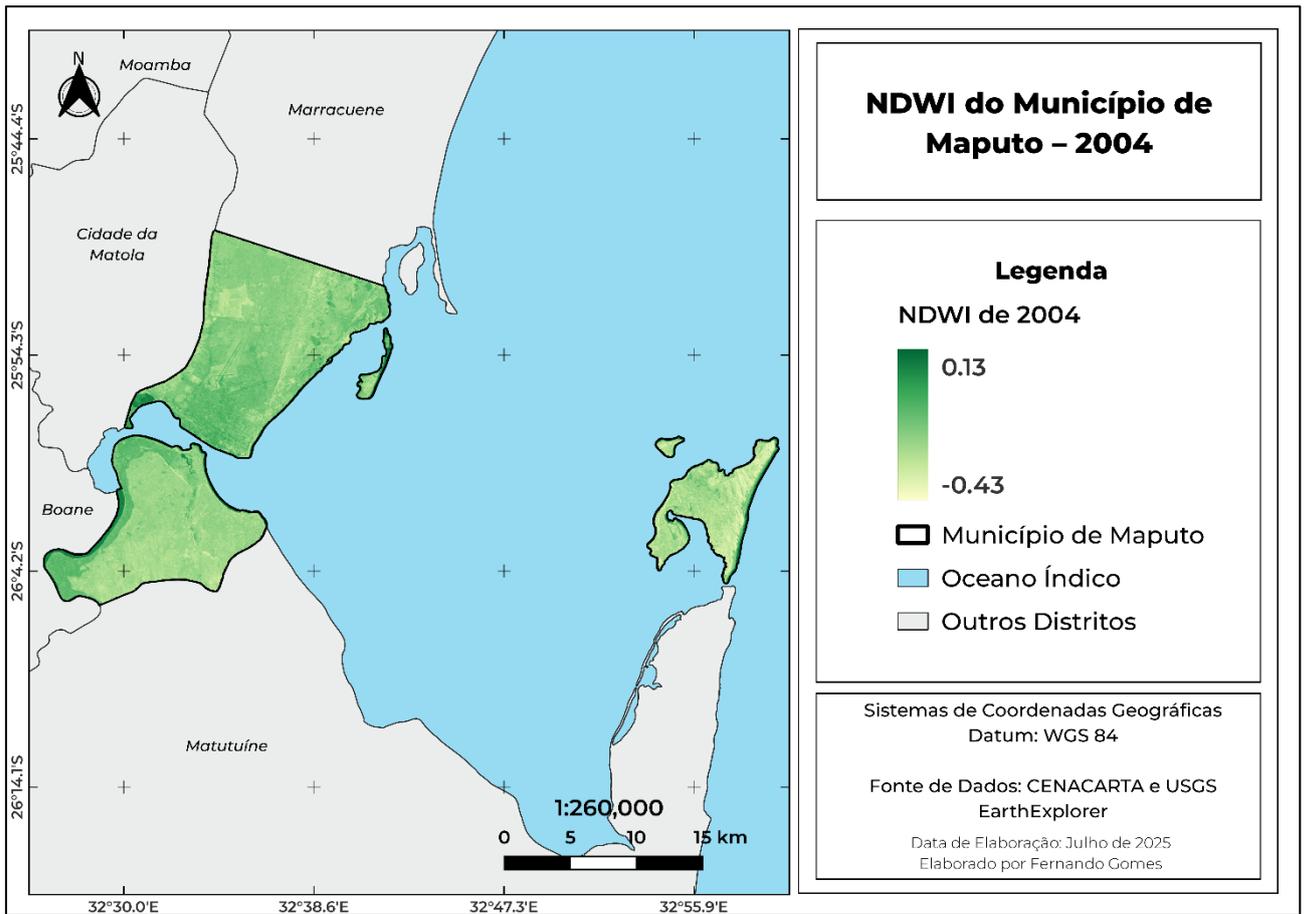
Anexo 12: Mapa de NDBI do Município de Maputo do ano de 2024



Anexo 13: Mapa de NDWI do Município de Maputo do ano de 1984



Anexo 14: Mapa de NDWI do Município de Maputo do ano de 2004



Anexo 15: Mapa de NDWI do Município de Maputo do ano de 2024

