

Análise comparada das potencialidades e limitações dos dados Sentinel-2 e Landsat-8 para aplicações operacionais em ambiente e planeamento territorial. Caso de estudo: os municípios de Catumbela e Lobito - Angola

Judith Maia José Epalanga Matias

Dissertação de Mestrado em Gestão do Território: Área de Especialização em Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica

Janeiro, 2019

Análise comparada das potencialidades e limitações dos dados Sentinel-2 e Landsat-8 para aplicações operacionais em ambiente e planeamento territorial. Caso de estudo: os municípios de Catumbela e Lobito - Angola

Judith Maia José Epalanga Matias

Dissertação de Mestrado em Gestão do Território: Área de Especialização em Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica

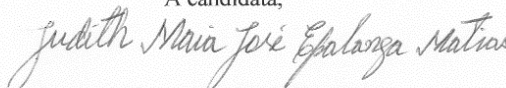
Janeiro, 2019

Dissertação apresentada para o cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Gestão do Território, na área de especialização em Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica, realizada sob orientação científica de Professor Doutor José António Tenedório

DECLARAÇÕES

Declaro que esta Dissertação é o resultado da minha investigação pessoal e independente. O seu conteúdo é original e todas as fontes consultadas estão devidamente mencionadas no texto, nas notas e na bibliografia.

A candidata,

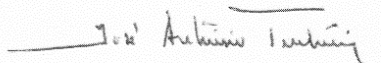


Judith Maia José Epalanga Matias

Lisboa, 31 de Janeiro de 2019

Declaro que esta Dissertação se encontra em condições de ser apreciada pelo júri a designar.

O orientador,



Professor Doutor José António Tenedório

Lisboa, 31 de Janeiro de 2019

*À minha estimada mãe Ruth Canjila Epalanga
e aos meus adorados filhos Ataíde Gamer Epalanga Matias,
Victorina Nassusso Epalanga Matias e Doriana Sassia Epalanga Matias*

AGRADECIMENTOS

A realização do presente trabalho, apesar de representar a concretização do meu interesse particular em abordar o tema proposto, foi possível graças ao contributo de várias personalidades.

Exprimo o meu agradecimento ao Professor Doutor José António Tenedório, orientador desta dissertação de mestrado, pela entrega, empenho e dedicação manifestada ao longo da orientação do trabalho. À Professora Doutora Rossana Estanqueiro, fico muito grata pelos conselhos e ensinamentos que me tem dado.

Aos professores da Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, principalmente os professores do Departamento de Geografia e Planeamento Regional. Aos meus colegas do curso de Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica.

Agradeço profundamente à minha querida mãe e aos irmãos que souberam suportar a minha ausência; obrigada pelo carinho, amor e compreensão.

Aos meus amigos, Américo dos Santos Mateus, António Ngondnji Kalei José, David Mucuenje, Tina Fundanga, Admilda Liuanhica, Madalena Miguel Capolo Mateus, Herminia Matola, Amélia Francisco Sadrauca, Manuel Passasi, Ezequiel valdez, Toivo Haipingo, Edvaldo Lukilene, Binhas Nambalo, Susana Brasil e Diana Brasil.

Aos meus colegas do Instituto Superior de Ciências de Educação de Benguela (ISCED/Benguela), principalmente os do Departamento de Ciências de Natureza: o Mestre Alberto Sapeio, Mestre Maria da Cunha, Mestre Aurélio Palanga, PhD Manuel Bandeira, Mestre João Huvi, Manuel Caca Toni e Iraildes Helena Rosquete.

Aos meus queridos filhos, Ataíde Gamer Epalanga Matias, Victorina Nassusso Epalanga Matias e Doriania Sassia Epalanga Matias que souberam suportar a minha ausência, obrigada pelo carinho, amor e compreensão.

E a todos que contribuíram para a concretização desta tese de mestrado e que me motivaram a continuar com o projecto.

A todos o meu eterno sentimento de gratidão.

**Análise comparada das potencialidades e limitações dos dados Sentinel-2 e
Landsat-8 para aplicações operacionais em ambiente e planeamento territorial.
Caso de estudo : os municípios de Catumbela e Lobito - Angola**

Judith Maia José Epalanga Matias

Resumo: Propõe-se com este trabalho identificar as potencialidades dos dados Sentinel-2 e Landsat-8 e as suas respectivas limitações para produzir aplicações em ambiente e planeamento territorial nos municípios de Catumbela e Lobito. O trabalho teve como objectivos específicos: (i) explorar software que serve de suporte na análise comparada das potencialidades e limitações dos dados Sentinel-2 (S2) e Landsat-8 (L8) em ambiente e planeamento territorial; (ii) comparar e averiguar quais destes conjuntos de dados dará melhor resposta ao cálculo dos índices de vegetação, de mineralização, de água e LST e às classificações (*pixel por pixel*, orientação por objecto e orientada por segmentos), tendo em vista os resultados mais adequados no planeamento do território e ambiente. De forma a concretizar os objectivos propostos, optámos por uma metodologia que correspondeu a duas etapas. A primeira referiu-se aos cálculos radiométricos dos índices de *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI); *Normalized Difference Water Index* (NDWI); *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI) e o *Land Surface Temperature* (LST). Para o índice/carta da LST foi feita a conversão dos valores digitais em temperatura do brilho (*satellite brightness temperature*), para posterior mapeamento da temperatura de superfície (*Land Surface temperature*) com recurso a Sistemas de Informação Geográfica (SIG), usando operações de álgebra dos mapas. A segunda etapa correspondeu com as classificações de imagens, e foi subdividida em duas fases: a primeira que se dedicou à segmentação de imagem e à segmentação da imagem orientada por objectos, com recurso ao *software eCognition 9.0*, utilizando o algoritmo *multiresolution* classificado pelo algoritmo *nearest neighbor*; e a segunda referiu-se à classificação de imagem por abordagem *pixel por pixel*, de forma supervisionada, utilizando o algoritmo de máxima verosimilhança. Os resultados obtidos com métodos e técnicas de Detecção Remota e a utilização das imagens L8 e S2 possibilitaram a elaboração de mapas de uso do solo, sendo definidas 9 classes, para as classificações feitas no *eCognition 9.0*, e 8 classes para as classificações *pixel por pixel*. A classificação com maior valor para exactidão global e coeficiente *Kappa* foi a orientada por objectos (dados L8 e S2), com valores entre os 0,97% para a exactidão geral e 0,96% para o coeficiente *Kappa* (dados L8); 0,95% para a exactidão geral e 0,93% para o coeficiente *Kappa* (dados S2). A classificação que obteve igualmente bons resultados foi a orientada por segmentos (dados S2) com 0,84% para a exactidão geral e 0,78% para o coeficiente *Kappa*. No que diz respeito aos cálculos dos índices, o NDVI utilizado serviu para diferenciar a vegetação verde da seca; NDWI usado serviu para monitorizar as mudanças no conteúdo da água na folha; NDMI usado

para avaliar a estrutura interna da folha pelo conteúdo de matéria seca na folha, e não pelo teor de água; e LST aplicado serviu para medir a temperatura de superfície nos municípios de Catumbela e Benguela. Os resultados dos dados S2 demonstraram nos melhor desempenho e apresentaram nos melhores resultados do NDMI e NDWI em comparação com os dados L8.

Palavras-chaves: Detecção Remota, Sistemas de Informação Geográfica, Ambiente e Planeamento Territorial, Catumbela, Lobito, Angola.

Abstract: This dissertation propose to identify the potentialities of the Sentinel-2 and Landsat-8 data, and their limitations in environment and territorial planning applications to the municipalities of Catumbela and Lobito. The objective of the present work was: (i) To explore the applications of the Geographic Information Systems that will support the comparative analysis of the potentialities and limitations of Sentinel-2 and Landsat-8 data in environment and territorial planning; (ii) To compare which of these datasets will best answer the calculation of vegetation, mineralization, water and LST indices and classifications (pixel-by-pixel, object-oriented, segmentation oriented) in view of the moste adequate results in territorial planning and environment. In order to materialize the proposed objectives, we opted for a methodology that corresponded to two stages. The first step was referring to the radiometric calculations of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) indexes; *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI) and the Land Surface Temperature (LST), the LST index / letter made the conversion of the digital values into the brightness temperature (*setellite* brightness temperature). (*Land Surface Temperature*) with the use of Geographic Information Systems (GIS) using map algebra operations. The second step corresponded to the image classifications and was subdivided into two parts namely, in the first part executed image segmentation and object segmentation using the eCognition 9.0 software feature, using the multiresolution algorithm, also classified by the nearest neighbor algorithm, and in the second part, pixel image classification was supervised form, using the maximum likelihood algorithm. Remote sensing and use of L8 and S2 images, made possible the development of the land use maps were defined and 9 classes for the classifications made in eCognition 9.0 and 8 classes for ratings pixel per pixel. The classification with the highest value for global accuracy and Kappa coefficient was the object-oriented classification (data L8 and S2), with values between 0.97% for general accuracy and 0.96% for Kappa coefficient (data L8) and 0.95% for the general accuracy and 0.93% for the Kappa coefficient (data S2). The classification that obtained equally good results was the segment-oriented (data S2) with 0.84% for the general accuracy and 0.78% for the Kappa coefficient. Regarding the index calculations, NDVI was used to differentiate living vegetation from non-living vegetation. NDWI, which was used to monitor changes in the leaf water content; NDMI was used to evaluate the internal structure of the leaf by the content of dry matter in the leaf, but not by the water content and LST was used to measure the surface temperature

in the municipalities of Catumbela and Benguela. The results of S2 data revealed better performance and presented better NDMI and NDWI results compared to L8 data.

Keywords: Remote Sensing, Geographic Information Systems, Environment and Territorial Planning, Catumbela, Lobito, Angola.

Índice Geral

CAPÍTULO I. Introdução	1
I.1. Pertinência, Objectivo e Perguntas de Investigação.....	3
I.2. Procedimentos Metodológicos e Organização do trabalho	4
CAPÍTULO II. Contexto Geográfico dos Municípios de Catumbela e Lobito.....	6
II.1. Localização Geográfica	6
II.1.1. Localização Geográfica do Município de Lobito	6
II.1.2. Localização Geográfica do Município de Catumbela.....	7
II.1.3. Clima e Hidrografia	8
II.1.4. Geologia e Geomorfologia.....	12
CAPÍTULO III. Revisão da Literatura.....	16
III.1. A Utilização da Detecção Remota e dos Sistemas de Informação em Ambiente e Planeamento Territorial	16
III.2. Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica: Funções e Aplicações .	17
III.2.1. Detecção Remota: Funções e Aplicações	17
III.2.2. Sistemas de Informação Geográfica: Funções e Aplicações	19
III.3. Ambiente e Planeamento Territorial em África	25
III.3.1. Ambiente e Planeamento Territorial em Angola.....	26
III.3.1. Os Sistemas de Informação Geográfica em Angola.....	28
CAPÍTULO IV. Metodologia e Dados.....	30
IV.1 Dados de Satélite	30
IV.1.2. Características dos satélites	33
IV.1.2.1. Características do satélite Sentinel-2.....	33
IV.1.2.2. Características do satéliteLandsat-8	35
IV.2. Técnicas de Processamento	40
IV.2.1. Pré-Processamento	40
IV.2.2. Correção Geométrica.....	40

IV.2.3. Correccão Radiométrica	41
IV.2.4. Correccão Atmosférica.....	43
IV.3. Índices	44
IV.3.1. Índice de Vegetação	44
IV.3.2. Índice de Diferença Normalizada da Água	45
IV.3.3. Índice de Diferença Normalizada da Humidade	47
IV.3.4. Índice da Temperatura da Superfície Terrestre	48
IV.3.4.1. Conversão de Números Digitais para Radiância Espectral no Sensor (Qcal-para-L λ)	49
IV.3.4.2. Conversão de Radiância Espectral para Temperatura do Brilho (L λ -para-T _B).....	49
IV.3.4.3. A Conversão da Temperatura do Brilho de Kelvin para Graus Celsius.....	50
IV.3.4.4. Temperatura da Superfície Terrestre	50
IV.4. Classificação de Imagens de Satélite.....	52
IV.4.1. Classificação <i>Pixel</i> por <i>Pixel</i>	53
IV.4.1.1. Classificação Não Supervisionada	54
IV.4.1.2. Classificação Supervisionada	55
IV.4.2. Classificação Orientada por Objectos	57
IV.4.3. Classificação Orientada por Segmentos	58
IV.4.4. Algoritmo de Classificação	59
IV.5. Análise de Exactidão	60
IV.5.1. Matriz de Contingência	61
IV.5.2. Coeficiente <i>Kappa</i>	63
CAPÍTULO V. Resultados	65
V.1. Resultados dos Índices.....	65
V.1.1. Índices de Vegetação por Diferença Normalizada	65
V.1.2. Índice de Humidade por Diferença Normalizada	68
V.1.3. Índice da água por Diferença Normalizada	69

V.1.4. Carta da Temperatura da Superfície Terrestre.....	72
V.2. Resultado das Classificações	74
V.2.1. Classificação Orientada por Segmentos	74
V.2.2. Classificação Orientada por Objectos.....	77
V.2.3. Classificação <i>pixel</i> por <i>pixel</i>	81
CAPÍTULO VI. Discussão dos Resultados	83
VI.1. Análise comparada das potencialidades e limitações dos dados S2 e L8 obtidas no processamento de dados de base	83
VI.2. Análise comparada das potencialidades e limitações dos processos de segmentação	88
VI.1.3. Avaliação da Exactidão da Classificação	92
VI.1.4. Reflexão Geral dos Resultados das Classificações	101
CAPÍTULO VII. Considerações Finais	104
VII.1. Desenvolvimentos Futuros.....	106
Referências bibliográficas	107
Anexos	128

Índice de Figuras

Figura 1 - Localização da área de estudo	7
Figura 2 - Mapa Pluviométrico de Angola à escala 1:14.000.000	9
Figura 3 - Mapa de vegetação da Província de Benguela à escala 1:8.000.000.....	10
Figura 4 - Bacias hidrográficas dos principais rios da província de Benguela.....	12
Figura 5 - Excerto da Carta Geológica de Angola, Folha 227-228, Lobito, à escala 1: 100 000	14
Figura 6 - Esquema das unidades geomorfológicas de Angola.....	15
Figura 7 - Interligação das componentes dos SIG.....	22
Figura 8- Dados matriciais	24
Figura 9 - Dados vectoriais.....	24
Figura 10 - Fluxograma das principais etapas do trabalho.....	32
Figura 11 - Sentinel-2 bandas espectrais versus resolução espacial.....	33
Figura 12 - Comparação dos comprimentos de onda entre os sensores Landsat 7 e 8...	35
Figura 13 - Classificação supervisionada	56
Figura 14 - Matriz de contingência	62
Figura 15 - Mapa NDVI dados Landsat-8	67
Figura 16- Mapa NDVI dados Sentinel-2.....	67
Figura 17 - Mapa NDMI dados Landsat-8	68
Figura 18 - Mapa NDMI dados Sentinel-2.....	68
Figura 19 - Mapa NDWI dados Landsat-8	70
Figura 20 - Mapa NDWI dados Sentinel-2.....	70
Figura 21 – Carta da Land Surface Temperature dados dos Landsat-8.....	72

Figura 22- Amostra de imagem segmentada pelo algoritmo <i>multiresolution</i> com escala 150	75
Figura 23- Amostra de imagem segmentada pelo algoritmo <i>multiresolution</i> com escala 30	75
Figura 24 - Resultado final da classificação orientada por segmentos dados Landsat-8	76
Figura 25 - Resultado final da classificação orientada por segmentos dados Sentinel-2.....	76
Figura 26 - Amostra da imagem orientada por objectos pelo algoritmo <i>multiresolution</i> com escala 120, dados Landsat-8	78
Figura 27- Amostra da imagem orientada por objectos pelo algoritmo <i>multiresolution</i> com escala 10, dados Sentinel-2.....	78
Figura 28 - Resultado final da classificação orientação por objectos dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Landsat 8.....	79
Figura 30- Mapa de classificação supervisionada de máxima verossimilhança dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Landsat-8.....	81
Figura 31 - Mapa de classificação supervisionada de máxima verossimilhança dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Sentinel-2.....	81
Figura 32 - Visualização da informação espacial de cada um dos satélites (L8 e S2) à escala local.....	84
Figura 33 - Visualização da informação espacial de cada um dos satélites (L8 e S2) à escala regional	84
Figura 34 - Histograma das diferenças do NDVI dos dois satélites L8 e S2	86
Figura 35 - Amostra visual dos NDWI dos municípios de Catumbela e Lobito.....	87
Figura 36 - Amostra visual dos NDMI dos municípios de Catumbela e Lobito	88
Figura 37 - Amostra visual do processo de individualização dos segmentos	89
Figura 38 - Amostra visual do processo de individualização dos objectos	89

Figura 39 - Amostra visual dos algoritmos de segmentação da orientação por segmentos dos dois dados (L8 e S2)	90
Figura 40 - Amostra visual dos algoritmos de segmentação da orientação por objectos dos dois dados (L8 e S2)	90
Figura 41 - Amostra visual das classificações feitas no processamento digital de imagem	102

Índice de Quadros

Quadro 1. Detalhes do período de recolha de dados	30
Quadro 2. Resolução espectral das bandas dos dados do satélite Sentinel-2	34
Quadro 3. Características das bandas Landsat-8.....	36
Quadro 4. Coeficientes de conversão.....	43
Quadro 5. Constante de calibração das bandas térmicas.....	50
Quadro 6. Coeficiente <i>Kappa</i> e qualidade do classificador	63
Quadro 7. Resultados da classificação estatísticas do NDVI dos dois dados L8 e S2	66
Quadro 8. Comparação dos valores das amostras com base as matrizes de contingência	97
Quadro 9. Coeficiente <i>Kappa</i> e qualidade do classificador	100

Lista de Abreviaturas

Alb3 – Albiano Superior

Apci1 – Apciano Médio

Alb1lg – Albiano Inferior

Alb2 – Albano Médio

BATC – *Ball Aerospace e Technologies Corporation*

CPU – Unidade Central de Processamento

CI – Apciano Inferior

DOS – *Dark Object Subtraction*

DR – Detecção Remota

ESA – *European Space Agency*

EG – Exactidão Geral

FAA – Forças Armadas de Angola

FAO – *Food and Agriculture Organization*

GSFC – *Goddard Space Flight Center*

GIS – *Geographic Information Systems*

IG – Informação Geográfica

IGCA – Instituto Geográfico e Cartográfico de Angola

INOTU – Instituto Nacional do Ordenamento do Território

INE – Instituto Nacional de Estatística

IND – Instituto Nacional de Desminagem

IV – Índices de vegetação

LST – *Land Surface Temperature*

L8 – Landsat-8

MIR – Infravermelho médio

MSI – *Multispectral instrument*

ND – Números Digitais

NASA – *National Aeronautics and Space Administration*

NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*

NDWI – *Normalized Difference Water Index*

NDMI – *Normalized Difference Moisture Index*

NIR – Infravermelho próximo

OLI – *Operational Land Imager*

PEA – Perspectivas Económicas em África

PN – Plano Nacional

POOTN – Principais Opções de Ordenamento do Território Nacional

PP – Plano Provincial

PP – Planos de Pormenor

PU – Planos de Urbanização

PDM – Plano Director Municipal

PPTN – Planos Provinciais de Ordenamento Territorial

RF – *Random Forests*

S2 – Sentinel-2

SWIR – Infravermelho de ondas curtas

SIG – Sistemas de Informação Geográfica

TIC – Tecnologia de Informação e Comunicação

TIRS – *Thermal InfraRed Sensor*

USGS – *United States Geological Survey*

CAPÍTULO I. Introdução

O planeamento territorial e o ambiente são vistos como fundamentais para o desenvolvimento sustentável. Simonsen (2013) refere que o planeamento urbano/regional está direccionado às comunidades e o planeamento ambiental para o ambiente biofísico, relacionado com as pessoas e com as comunidades. Para Groeneveld e Hoogerbrug (2002) o planeamento territorial constitui a análise estrutural analítica e estratégica, e corresponde ao conjunto coerente de políticas que estabelecem o ordenamento territorial.

Uma das principais áreas de aplicação da Detecção Remota (DR) tem sido o ambiente e o planeamento territorial. Esta ciência tem constituído um meio eficiente e confiável para adquirir informação requerida para a identificação de problemas em ambiente e planeamento territorial. Segundo Ferreira (2000) o planeamento territorial mobiliza um campo de práticas profissionais e sociais que exige vários conhecimentos disciplinares, e implica criatividade, capacidade promotora, interpretação e estabelece interacções e compromissos de forma a gerir conflitos.

O planeamento territorial representa um instrumento indutor de actividades sinérgicas através de múltiplas escalas, sobretudo, no território, na região e no município. No quadro do processo de desenvolvimento, o planeamento territorial engloba um conjunto de potencialidades tendo como objectivo, mobilizar, acautelar e incentivar o debate sobre a articulação entre o ambiente e o desenvolvimento, proporcionando assim a identificação de determinadas estratégias de desenvolvimento sustentável ao nível local (Pinto, 2007).

Para Ferreira (2000) os Planos Directores Municipais assentam nos pressupostos de inovação sócio-territorial e resultam das práticas de governação territorial de forma a definirem estratégias e compromissos de desenvolvimento. Sendo que, a complexidade territorial e as mudanças globais têm determinado cada vez mais as competências especializadas e organizadoras de visões integradas (Ferreira, 2000)

Actualmente, os estudos ambientais e planeamento territorial necessitam de gestores que dominem as novas metodologias de análise e representação territorial, e a legislação em vigor no tocante ao ocupação do solo, uma vez que, esta última, define os princípios e objectivos da gestão de um território. Segundo Chissola (2015) o

planeamento territorial em Angola é caracterizado por estar centrado num sistema “*top down*”, no qual o poder de decisão é central e presidencial. Ou seja, o Estado define as orientações estratégicas para a organização do território, que posteriormente serão aplicadas ao nível provincial (Chissola (2015).

O município Lobito apresentou um intenso crescimento demográfico nas últimas décadas de 22,2 mil habitantes na década 1970¹ para cerca de 324 050 mil habitantes. No entanto, em 2011, o Governo Angolano, através da Administração do Território, exarou o Decreto nº 31/11 de outubro publicado no dia 06 de dezembro de 2011, que permitiu criar o município de Catumbela, antes dependia administrativamente do município do Lobito. A população do município do Catumbela estimava-se em 167 625 mil habitantes em 2014 (Instituto Nacional de Estatística-Censo, 2014). A pressão demográfica ocorrida nas últimas décadas deu origem ao aumento da expansão das áreas urbanas que conduziu rápidas mudanças nos ambientes urbanos. Estas mudanças necessitam de uma observação e compressão, por forma a permitir a monitorização e a avaliação do processo de planeamento territorial.

As imagens de satélite de alta resolução espacial disponibilizadas gratuitamente pela Agência Espacial Europeia (na língua inglesa, *European Space Agency – ESA*) (10 – 30 m), e pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (na língua inglesa, *United States Geological Survey – USGS*) (30 m) têm fornecido à comunidade científica uma gama de propriedades espaciais, espectrais e temporais para uso em diferentes áreas de conhecimento (Gerald *et al.*, 2018).

As tecnologias de Detecção Remota e dos Sistemas de Informação Geográfica têm-se revelado ferramentas eficientes na aquisição, tratamento, manutenção, análise, armazenamento, manipulação e visualização da informação, permitindo identificar problemas ambientais e compreender a organização do espaço e as transformações ocorridas ao longo do tempo e espaço. Estas ferramentas são de grande importância no planeamento territorial e ambiente, uma vez que, as características que a sua informação possui são de fácil actualização devido à repetitividade na sua aquisição.

¹ o município de Catumbela era considerado uma das comunas do município do Lobito em 2011, tendo sido criado pelo Decreto nº 32/11 de Outubro e publicado no dia 06 de Dezembro de 2011

A Detecção Remota e os Sistemas de Informação Geográfica têm igualmente contribuído na gestão eficaz do ordenamento e na constituição da alternativa para melhoria do planeamento territorial. Deste modo, na presente dissertação a Detecção Remota e os Sistemas de Informação Geográfica são fundamentais na distinção da capacidade do uso das imagens de alta resolução e na elaboração de estratégias que visem a promoção da melhoria do território.

I.1. Pertinência, Objectivo e Perguntas de Investigação

O desenvolvimento desta temática surge devido à inexistência de um Plano Director Municipal (PDM) nos municípios em estudo; à mudança da ocupação do solo; do crescimento urbano desordenado e da não aplicação das directrizes que regem o ambiente, o planeamento e o ordenamento do território

As alterações verificadas nas mudanças da ocupação do solo resultante das actividades antrópicas, e da ausência de PDM têm causado impactos no ambiente e planeamento territorial. Como forma de mitigar esses impactos, surgiu a necessidade de controlar a ocupação do solo, usando imagens multi-temporal que têm assumido cada vez mais um papel de grande relevância técnica e científica. Contudo, foram aplicados vários métodos e técnicas usando dados de sensores Sentinel-2 (S2) e Landsat-8 (L8) de alta resolução espacial/temporal.

Tendo em conta a importância do planeamento territorial e ambiente, o presente trabalho procura apresentar potencialidades e limitações de dados S2 e L8. O objectivo geral consiste em identificar as potencialidades dos dados Sentinel-2 e Landsat-8 e as suas respectivas limitações para produzir aplicações em ambiente e planeamento territorial nos municípios de Catumbela e Lobito.

No âmbito deste trabalho, são igualmente apresentados os objectivos específicos nomeadamente:

1. Explorar as aplicações dos Sistemas de Informação Geográfica que servirão de suporte na análise comparada das potencialidades e limitações dos dados Sentinel-2 e Landsat-8 em ambiente e planeamento territorial para os municípios em estudo;

2. Comparar quais destes conjuntos de dados dará melhor resposta ao cálculo dos índices de vegetação, mineralização, água e de LST e às classificações (*pixel por pixel*, orientada por objectos e orientada por segmentos) tendo em vista resultados mais adequados no planeamento do território e ambiente.

Para o alcance dos objectivos traçados, foram definidas algumas questões orientadoras da investigação:

1. Quais são as potencialidades e limitações dos dados Sentinel-2 e Landsat-8 aplicáveis no ambiente e planeamento territorial nos municípios de Catumbela e Lobito?
2. Quais destes conjuntos de dados deram melhor resposta ao cálculo dos índices (de vegetação, mineralização, água e LST) e às classificações (*pixel por pixel*, orientada por objectos e orientada por segmentos) para os municípios em estudo?

I.2. Procedimentos Metodológicos e Organização do trabalho

A realização do trabalho, numa fase inicial, consistiu no trabalho de campo no sentido de se fazer uma análise visual exaustiva e capturar algumas imagens da área em estudo.

Em seguida, procedeu-se ao cálculo de alguns índices, nomeadamente *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI); *Normalized Difference Water Index* (NDWI); *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI). No trabalho calculou-se igualmente a carta da *Land Surface Temperature* (LST) e a produção das cartas de uso do solo dos dados S2 e L8, sendo que os dados foram todos obtidos durante o mês de Agosto de 2017.

O que se propõe com este trabalho é analisar a capacidade de cada um dos dados (S2 e L8) para classificar o uso do solo nestes municípios. Para o efeito, foram realizadas as seguintes operações: (i) classificação *pixel por pixel*, utilizando o algoritmo de máxima verosimilhança; (ii) classificação orientada por segmentação, produzidos no *software eCognition Developer 9* e (iii) classificação orientada por objectos, também produzidos no *software eCognition Developer 9*. O trabalho está organizado em seis (6) capítulos:

Capítulo I destaca a parte introdutória relativa à temática em abordagem, bem como a pertinência da investigação, os objectivos, perguntas da investigação e os procedimentos metodológicos.

Capítulo II fornece uma visão geral sobre a área de estudo relativamente à caracterização geográfica dos municípios de Catumbela e Lobito (localização geográfica, clima, geomorfologia, hidrografia, geologia).

Capítulo III foca-se na revisão da literatura referente à temática, aqui realça-se o uso da Detecção Remota e dos Sistemas de Informação Geografia (DRSIG) em ambiente e planeamento territorial; a DRSIG e suas aplicações; ambiente e planeamento territorial em África; ambiente e planeamento territorial em Angola e, por último, discorre-se em torno dos Sistemas de Informação Geográfica no território angolano.

Capítulo IV focaliza-se na abordagem metodológica do trabalho e também no processamento de imagens de satélites S2 e L8. De igual modo, são apresentadas as características dos satélites utilizados, os procedimentos referentes a correcções radiométricas, geométricas e atmosféricas das imagens, a classificação de imagens de satélites (*pixel por pixel*), orientada por objectos e orientadas por segmentos.

Capítulo V apresenta os diferentes resultados obtidos dos índices e das classificações de imagens de ambos os dados (S2 e L8).

Capítulo VI apresenta a discussão dos resultados relativos aos diferentes índices e imagens classificadas; análise comparada das potencialidades e limitações dos dados S2 e L8; a análise da exactidão do utilizador e do produtor, através da matriz de contingência, do erro de comissão e de omissão, índice de concordância *Kappa* para cada resultado e uma análise geral dos resultados.

Capítulo VII apresenta-se as considerações finais e sugestões para desenvolvimentos futuros.

CAPÍTULO II. Contexto Geográfico dos Municípios de Catumbela e Lobito

II.1. Localização Geográfica

II.1.1. Localização Geográfica do Município de Lobito

A área escolhida para o estudo corresponde aos municípios de Catumbela e Lobito, que se localizam na Província de Benguela (Figura 1), na região centro - oeste do território angolano, entre os meridianos 13° 30'00''E e 14° 00'00''E, os paralelos 12° 00'00''S e 12° 30'00''S.

A província de Benguela localiza-se na área de transição entre os climas subtropical e desértico, o que lhe confere um alto valor ecológico e ambiental. Portanto, concentram-se espécies das duas áreas climáticas (Jesus, 2012). Estes municípios têm uma extensão de cerca de 3.685 km² e representam cerca de 9,25% do território de Benguela, possuindo uma área de cerca de 3648 km² (Matias, 2013).

O município do Lobito faz fronteira, a Norte com a Província de Cuanza-Sul, a Este com município do Bocoio, a Sul com município de Benguela e a Oeste com o Oceano Atlântico. De acordo com o Censo de 2014, o município do Lobito possui cerca de 324.050 habitantes (INE, 2014). Administrativamente o município é composto por três (3) comunas nomeadamente: Lobito, Egipto-Praia e Canjala.

A faixa costeira do Município do Lobito integra o porto natural mais importante de Angola - o Porto do Lobito, que é o segundo porto de carga do país depois do porto de Luanda. A Cidade do Lobito é servida por um importante eixo ferroviário que faz ligação com a costa oriental de África (Guerreiro, 2010; Passasi *et al.*, 2012). A cidade encontrava-se bastante desenvolvida durante as décadas de 1960 e 1970, merecendo a designação de “Sala de visitas de Angola”, nos guias turísticos da altura” (Guerreiro, 2010).

Assim, Lobito tornou-se um dos grandes destinos das populações migrantes de outros pontos do país, bem como do exterior. Esta situação tem favorecido o crescimento demográfico e, conseqüentemente, tem levado o alargamento da cidade de uma forma

desordenada, trazendo consigo uma vasta gama de problemas sociais, infra-estruturais, de saúde pública, e de ordenamento territorial e ambiental.

Nas últimas décadas, o “município do Lobito tem recebido com frequência visitas de excursionistas de âmbito académico, turístico e lúdico, devido ao seu notável potencial paisagístico e importância económica desde tempos recuados” (Passasi *et al.*, 2012; Matias, 2013). O município apresenta uma série de atractivos, e é considerado um dos importantes centros económicos da Província de Benguela e do país de um modo geral.

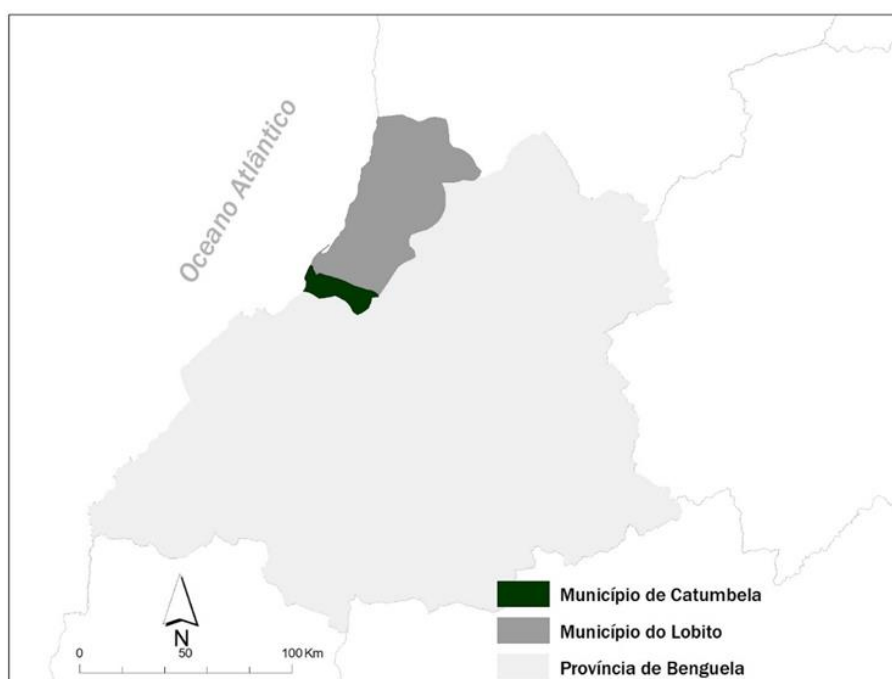


Figura 1 - Localização da área de estudo

II.1.2. Localização Geográfica do Município de Catumbela

De acordo com a tradição oral, o topónimo Catumbela² deriva do nome do monarca que reinou naquela localidade. No entanto, após a independência a referida localidade ganhou a categoria de comuna do município do Lobito. De forma a homenagear o antigo monarca, a comuna passou a denominar-se Catumbela³. Neste contexto, ao ser elevado à categoria de município, ganhou o nome da Comuna. De igual

² Escrita actual desse município, nome aportuguesado.

³ Escrita original da língua bantu Umbundo “antigo monarca daquela comunidade”.

modo, o topónimo Catumbela “passou a designar o rio que atravessa” aquela região (Valongo, 2000 e Woloti, 2011; Matias, 2013). No âmbito do novo ordenamento político e administrativo de Angola, Catumbela ascendeu à categoria de município no dia 11 de Julho de 2011, com base o Decreto nº 32/11 de Outubro e publicado 06 de Dezembro de 2011.

O município de Catumbela tem uma extensão superficial de cerca de 552 Km² e faz fronteira, a Norte com o município do Lobito, a Este com município do Bocoio, a Sul com município de Benguela e a Oeste com o Oceano Atlântico. De acordo com o Censo de 2014, o município de Catumbela possui cerca de 167 625 habitantes (INE, 2014). Administrativamente o município de Catumbela é composto por quatro (4) comunas sendo: Catumbela, Biópio, Gama e Praia-Bebé.

O município da Catumbela dispõe de um importante centro agrícola, piscatório e industrial, de entroncamento ferroviário e nele está localizado o Aeroporto Internacional de Catumbela, que serve a Província de Benguela. Possui também um património arquitectónico industrial que se encontra em ruínas. O município apresenta um desenvolvimento económico muito recente, pois localiza-se entre as duas maiores cidades da Província, Lobito e Benguela. É neste município que se localiza as maiores captações de água da província (Quinzeca, 2012; Matias, 2013).

II.1.3. Clima e Hidrografia

Os municípios de Catumbela e Lobito enquadram-se na região Centro-Oeste de Angola, região com fortes influências de correntes oceânicas com destaque para a corrente fria de Benguela. Na área de estudo, predominam dois tipos de clima segundo Köppen: o clima das regiões tropicais desértico e das regiões tropicais seco (Feio, 1981; Matias, 2013).

O clima da região é influenciado pela corrente fria de Benguela, que regula a temperatura e aumenta a secura na área. Trata-se de uma corrente promovida pelos ventos que se movem no sentido Sul-Norte, manifestando-se na Costa Ocidental da África, desde Cabo da Boa Esperança (Cidade de Cabo na África do Sul), passando pela Costa dos Esqueletos (no noroeste da Namíbia), e pela Costa angolana até próximo do Equador (Guerreiro, 2010).

A corrente fria de Benguela está associada a uma corrente ascendente de águas frias (*upwelling*), que favorece o afloramento de substâncias nutritivas e ao mesmo tempo é responsável por condições áridas e semiáridas na zona sudoeste de Angola. A corrente fria de Benguela não é tão forte entre Janeiro a Abril, porque durante este período ocorre a maior precipitação e as águas atingem uma salinidade baixa. Apesar da aridez, a humidade relativa do ar é elevada, atingindo o valor médio anual superior a 75% (Matias, 2013). No município de Catumbela, ao longo do ano, a temperatura varia entre 20 °C a 33 °C e raramente é inferior a 19 °C ou superior a 35 °C. Nos meses mais quentes, a temperatura máxima média é de 33 °C e a mínima média é de 24 °C, e nos meses mais frios a temperatura máxima média é de 29 °C, e a mínima é de 20° C.

A probabilidade de dias com precipitação máxima no município de Catumbela varia significativamente ao longo do ano, apresentando maior precipitação nos meses de (Novembro a Abril), com probabilidade de precipitação acima de 17% e a probabilidade máxima é registada no mês de Março com precipitação de 35%.

No município do Lobito, as temperaturas médias anuais variam entre 24 °C a 32 °C, sendo o mês de Março o mais quente, e o de Julho o mais frio. Em média, as temperaturas atingem valores inferiores a 20 °C. Todavia, a pluviosidade média anual é de 304 mm, o mês de Março corresponde ao mês em que a precipitação atinge um valor médio de 119 mm. Os meses de maior precipitação correspondem ao período de Outubro a Março, coincidente com a época quente e os meses com menor precipitação são Maio a Setembro coincidente com a época mais fria (Figura 2).

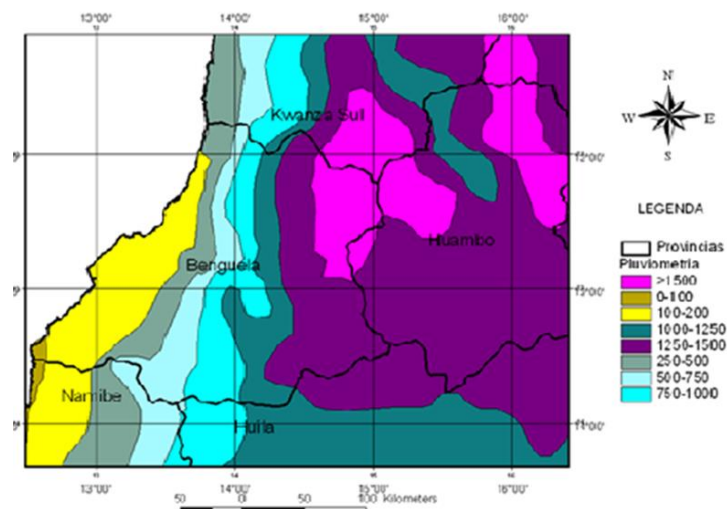


Figura 2 - Mapa Pluviométrico de Angola à escala 1:14.000.000; **Fonte:** Adaptado de DEI Geofísica. UAN (1982).

A vegetação de Benguela é caracterizada por formações de estepe na zona ocidental e por formações de floresta aberta (mata de panda) e savana mediante arborização (Figura 3). Com o avanço do fenómeno de desertificação na parte sul do litoral, o material florestal tem sofrido um desgaste e posteriormente é utilizado como combustível lenhoso.

No município do Lobito, a vegetação apresenta-se mais evoluída e intensificada nos períodos mais quentes e chuvosos (Novembro – Abril). É uma vegetação de climas áridos com acácias, estepe, com gramíneas, arbustos espinhosos e cactos e a agricultura é quase inexistente, o que não se verifica no município de Catumbela, uma vez que, no delta do Catumbela a agricultura é intensiva, portanto o solo é muito fértil (Matias, 2013).

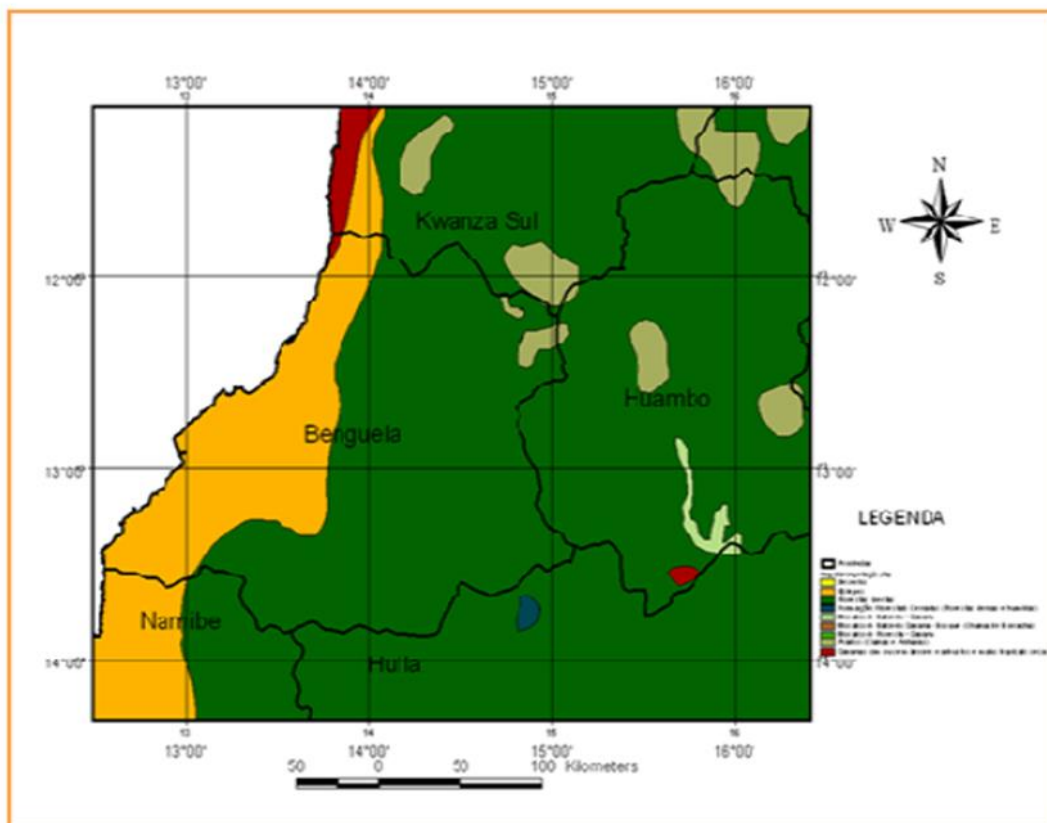


Figura 3 - Mapa de vegetação da Província de Benguela à escala 1:8.000.000; **Fonte:** Adaptado de DEI Geofísica. UAN (1982).

A hidrografia está intimamente ligada ao relevo. Os rios têm origem nas zonas montanhosas e planálticas do interior e correm para as regiões mais baixas em leitos irregulares, com quedas de água e cachoeiras, apresentando margens mais largas nas zonas costeiras. A rede hidrográfica da província de Benguela é composta, em grande parte pelo rio Catumbela, sendo a área em estudo localizada no sector jusante da bacia hidrográfica (Figuras 4).

O rio Catumbela, com cerca de 250 km, nasce na província da Huíla, percorrendo as terras férteis dos granitos da região central, atravessa a faixa de rochas metamórficas do Complexo Metamórfico e as rochas carbonatadas da faixa litoral e desagua no Oceano Atlântico. Depois de ter alimentado as barragens do Lomaum e Biópio (Comissariado Provincial de Benguela, 1990; Tchikwala, 2010).

A bacia hidrográfica do Catumbela apresenta uma “área de 16.532 km² e um perímetro de 747,9 km², que se estende por quatro unidades de relevo definidas por Marques (1966), Marques (1977) e Jesus (2012). A zona mais oriental “corresponde ao Planalto Antigo, onde se observa uma extensa superfície que oscila entre 1200 e os 1850 metros de altitude” (Marques, 1966; Jesus, 2012).

A rede hidrográfica da província de Benguela é “composta, em grande parte, por rios secos, havendo quatro bacias hidrográficas – a do Cubal, do Hanha, do Catumbela e a do Cuporolo, que definem vales importantes na faixa litoral da província. Os rios mais importantes na província de Benguela são: Catumbela, Cavaco e o Cuporolo, mas apenas o Catumbela e Cuporolo apresentam caudal durante todo ano e com grande variabilidade sazonal, em resposta às diferenças na intensidade da precipitação” (Matias, 2013).

No município do Lobito o potencial hídrico caracteriza-se pela inexistência de rios, apesar disso, tem na parte norte o rio Culango, riacho do Jamba e alguns rios secos que afluem na zona alta. Os municípios dependem da água do rio Catumbela, que abastece os municípios de Baía Farta, Benguela, Catumbela e Lobito.

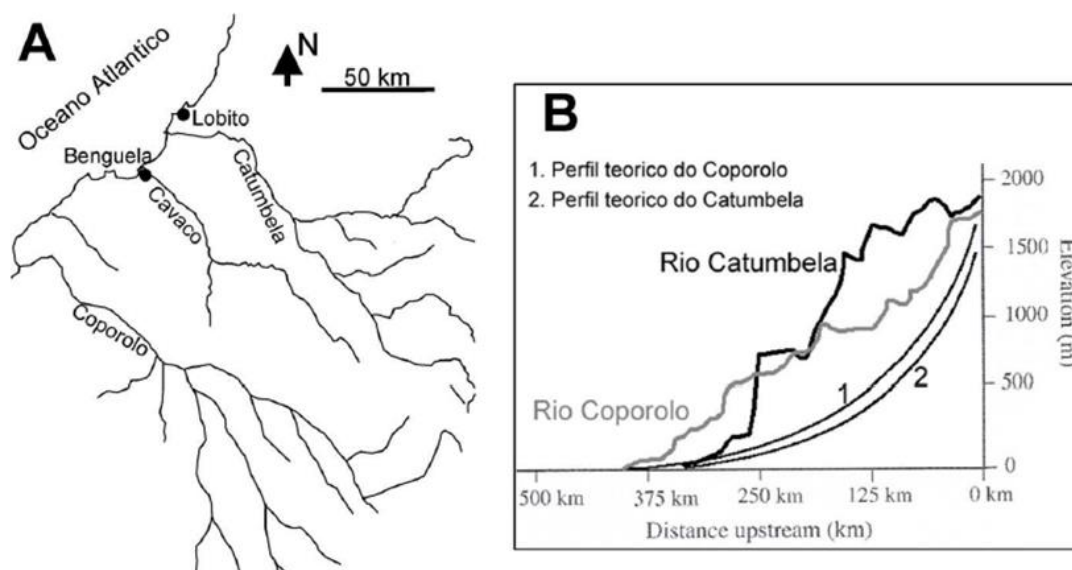


Figura 4 - Bacias hidrográficas dos principais rios da província de Benguela; **Fonte:** (A) Adaptado de Snamprogetti (1986) (B) Adaptado de Guiraud *et al.* (2010).

II.1.4. Geologia e Geomorfologia

Os municípios em estudo estão inseridos na Orla Litoral que ocupa a faixa costeira, e estão divididos por cinco bacias sedimentares: Cabinda, Zaire, Benguela, Cuanza e Namibe (Sabino, 2008). Actualmente consideram-se três (3) grandes bacias: Bacia do Congo, Bacia do Cuanza e Bacia do Namibe (Pinho e Carvalho, 2010; Matias, 2013).

A bacia sedimentar de Benguela corresponde à idade Cretácica. As rochas que afloram nos municípios em estudo são as do Albiano Superior (Alb3) (calcários, calcários dolomíticos, calcários margosos e margas). Nesta área afloram também rochas do Apciano Superior, que entram em contacto com as rochas mais recentes através de uma falha de direcção NNE-SSW caracterizada por uma grande escarpa (Figura 6). É nesta escarpa que se desenvolve o delta do Catumbela, onde ocorrem sedimentos areno-argilosos.

As rochas do Apciano Inferior (Ci) contêm calcários negros, óxidos de ferro, manganês, mineralizações de cobre; Apciano Médio (Apci1) com características lagunares e nele aparecem gessos (Galvão e Silva, 1972). Estas formações têm origem no

interior das formações do complexo metamórfico e estabelecem contacto por falhas e ocupando grabens (Figura 6). Os arenitos conglomeráticos do Albiano Inferior (Alb1lg), têm a cor avermelhada e são de características continentais, e o Albano Médio (Alb2) é constituído por calcários brancos, duros, subcristalinos, maciços ou estratificados em camadas espessas e representam fácies marinhas (Galvão e Silva, 1972).

Os depósitos de terraços marinhos desenvolvem-se na zona de Moçâmedes, “nas proximidades da cidade de Benguela e Lobito, onde ocorrem nos terraços marinhos de abrasão com cotas de 8-13 m, 18-29 m, 45-50 m, 93-95 m e 165-175 m” (Jesus, 2012). O rio Catumbela corre na maior parte do seu percurso em canhão apertado. O seu leito é caracterizado por vários degraus acerca de 10 km da foz, entra na sua planície aluvionar, separada dos calcários cretácicos por escarpa de falha. A taxa de sedimentação é superior à taxa de evacuação dos sedimentos devido à relação entre a morfologia pelo facto de o rio transportar uma elevada carga durante o ano todo, bem como pelo facto de o mar ser calmo nesta região, criando assim um delta.

O delta da Catumbela é caracterizado por uma sucessão de cordões de praia, cada um associado a uma antiga posição da linha de Costa (Silva, 2011), morfologia típica de um delta fortemente influenciado pelas ondas, segundo (Bhattacharya e Walker, 1992). Devido à protuberância deltaica e à orientação dominante da ondulação, os sedimentos transportados pelo rio Catumbela são redistribuídos por correntes de deriva litoral tanto para norte como para sul. Todavia, em locais mais afastados da protuberância deltaica, a deriva é maioritariamente direccionada para o Norte, pelo que, os sedimentos transportados por deriva litoral têm alimentado a restinga do Lobito e o delta que assume uma morfologia ligeiramente assimétrica (Silva, 2011).

Do ponto de vista geomorfológico, os municípios estudados localizam-se na faixa litoral do território de angolano e da zona de transição, com uma largura de 10 a 20 km e altitudes de cerca de 400m. Neste local, afloram as rochas sedimentares que suportam

morfologias irregulares estendidas ao longo da costa onde se observam, especialmente solos aluvionares, aluvionares-marítimos férteis.

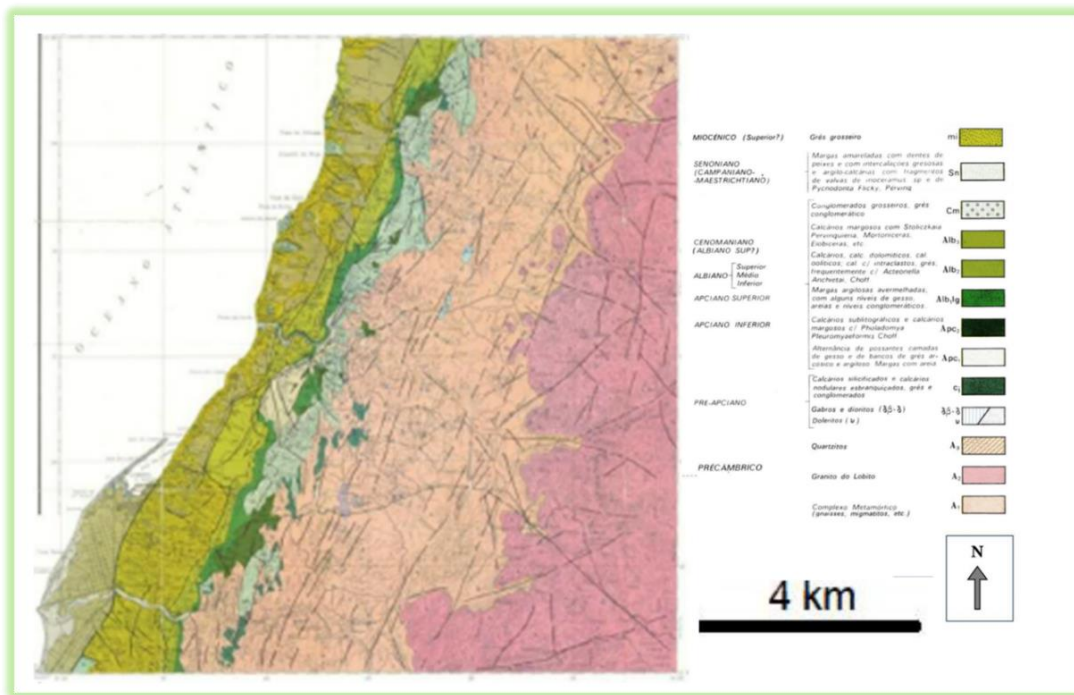


Figura 5 - Excerto da Carta Geológica de Angola, Folha 227-228, Lobito, à escala 1: 100 000; **Fonte:** Adaptado de Galvão e Portugal (1971).

A faixa litoral entra em contacto com a zona transição através de uma escarpa de falha com um desnível superior a 200m (Matias, 2013). A plataforma calcária de Lobito tem uma altitude de cerca de 100m, aumentando gradualmente para cerca de 156m de altitude, e uma nova escarpa coloca as formações cretácicas a cerca de 300m de altitude.

A planície costeira onde são depositados os sedimentos aluvionares e de praia, está separada das formações carbonatadas do Albiano através de uma escarpa que começa no Lobito e prolonga-se até a Catumbela. A plataforma calcária do Lobito possui uma latitude de cerca de 100m, que vai subindo gradualmente para a cerca de 156m de altitude, onde nova escarpa coloca as formações cretácicas a cerca de 300 m de altitude (Galvão e Silva, 1972).

Na região em estudo predominam as planícies e também algumas colinas, sendo o relevo de características planas, com altitudes inferiores a 50 m ou ainda mais baixas na região

do delta de Catumbela. O litoral do Lobito compreende também a zona que fica abaixo do nível do mar, até cerca de 50 metros de profundidade.

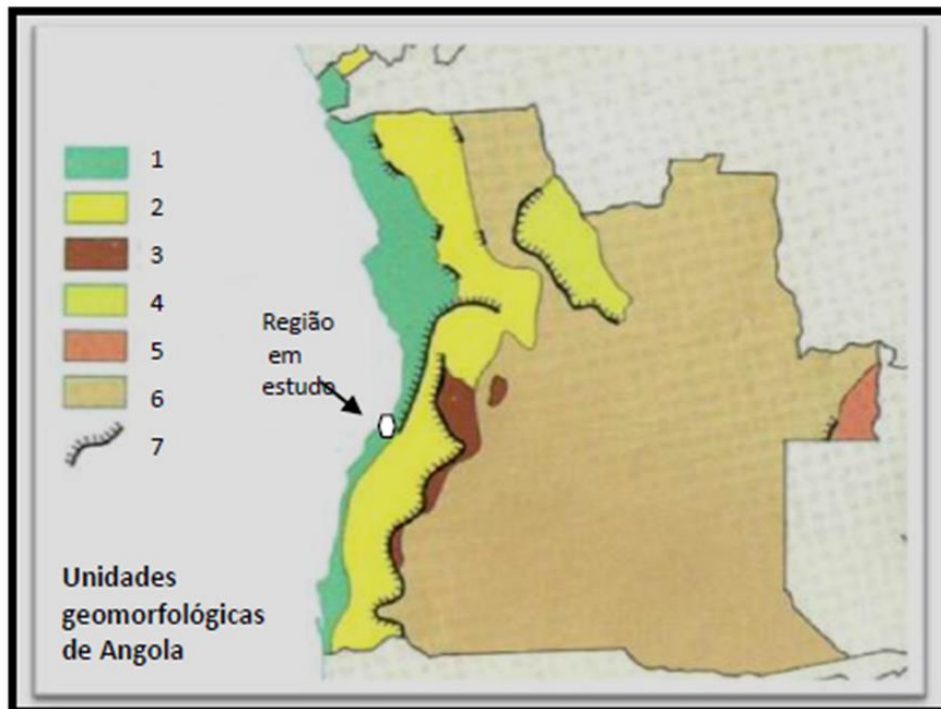


Figura 6 – Esquema das unidades geomorfológicas de Angola; **Fonte:** Atlas geográfico 1983. Símbolos: 1- Faixa Litoral; 2- Zona de transição; 3- Cadeia Marginal de Montanhas; 4- Depressão de Cassange; 5- Maciço do Alto Zambeze; 6- Zona planáltica; 7- escarpa com desnível > a 200m

CAPÍTULO III. Revisão da Literatura

III.1. A Utilização da Detecção Remota e dos Sistemas de Informação em Ambiente e Planeamento Territorial

O planeamento tem vindo a constituir-se como forma eficaz de promover a racionalização da ocupação do espaço e a utilização dos seus recursos. O planeamento territorial é visto como uma forma de colocar em evidência o papel decisivo no apoio ao desenvolvimento económico e social dos territórios (Malafaya, 2006). Ownes (1992, 1993) argumenta que apesar de existirem limites, para além dos quais o crescimento e desenvolvimento tornam-se insustentáveis, o planeamento territorial pode constituir um contributo para tornar esses limites mais flexíveis.

O planeamento territorial é visto como componente de conversão do uso do solo, na integração de um conjunto de potencialidades e nos direitos desse uso através de instrumentos específicos, nomeadamente, PDM, Plano de Urbanização (PU) e Plano de Pormenor (PP). Estes planos são instrumentos usados no âmbito municipal como ferramenta para o desenvolvimento estratégico de cada região.

O planeamento engloba, para além da dimensão técnica, as dimensões sociais e políticas. Segundo Boucher e Whatmore (1993) uma das potencialidades do planeamento passa pelos processos de participação particularmente nas fases de formulação de políticas.

Slocombe (1993) assegura que, “o planeamento ambiental converge para o ambiente biofísico das pessoas das suas comunidades e para os outros processos de planeamento e de desenvolvimento de actividades”. Cunha (2000) argumenta que a elaboração de uma proposta de desenvolvimento implica ter ciência das condicionantes ambientais, bem como socioeconómicas, por forma a que esta tenha legitimidade.

O papel das Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) tem vindo a ganhar maior importância nas práticas do planeamento do territorial (Miguel, 2009). Atendendo as novas realidades resultantes da sociedade em rede, procura-se compreender o impacto das TIC na disciplina do planeamento do território, identificando-se a natureza das

principais tendências e mudanças, tendo em consideração estudos teóricos recentes sobre esta temática (Miguel, 2009).

Nos países em desenvolvimento, a informação é bastante limitada, a experiência técnica dos funcionários e os modelos organizacionais do estado dificultam à obtenção dos dados para a pesquisa (Klosterman, 1995). Os constrangimentos que se verificam na utilização dos SIG no planeamento territorial actual, não são problemas técnicos, prendem-se antes com a indisponibilidade de dados, mudanças organizacionais e pessoais (Yeh, 1999). Os mapas de cobertura da terra podem ser vistos como um importante instrumento para o planeamento territorial, e têm sido em diferentes escalas e utilidade (Santos e Oliveira, 2016).

III.2. Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica: Funções e Aplicações

III.2.1. Detecção Remota: Funções e Aplicações

As abordagens científicas sobre os princípios básicos de Detecção Remota (DR) já foram discutidos e explicados na bibliografia especializada, com o contributo de diferentes autores de diversas áreas do conhecimento. A DR é uma ciência multidisciplinar que fornece informações novas e com diferença espacial (espectroscopia, fotografias, electrónicos e telecomunicações, lançamento por satélites etc). Para Bonn e Rochon (1993:3) a DR “é a principal fonte de informação para os estudos de mudanças globais que intervêm directamente no desenvolvimento da consciência ecológica das sociedades”.

A Detecção Remota, enquanto ciência que estuda diferentes técnicas para a obtenção de informação de um determinado objecto na superfície terrestre, apoia-se em diferenciados sensores para a recolha de informação (Jasmin e Mallikarjuna, 2011). Sendo que, a informação recolhida é posteriormente integrada em Sistemas de Informação Geográfica, que actualmente são consideradas ferramentas indispensáveis na classificação e caracterização das alterações do uso do solo (Jasmin e Mallikarjuna, 2011). Na visão de Lillesand e Kiefer (1994) a DR é tida como ciência e arte de obtenção de informação sobre um determinado objecto, através da análise de dados adquiridos por meio de um dispositivo que não se encontra em contacto com o objecto em estudo.

Para Blaschke e Strobl (2001), a DR visa reflectir, explicar, processar, quantificar e descrever os padrões da superfície terrestre. A DR refere-se a técnicas de observação da superfície terrestre, que usa uma ou várias partes do espectro electromagnético, sendo fundamental e com grande utilidade na área de gestão do território (Aggarwal, 2004). Para Matos (2008:219) o processo de DR caracteriza-se pela “aquisição de informações sobre um determinado fenómeno, sem que haja contacto físico entre este e o dispositivo de medição”. Para Olorunfemi *et al.* (2017) a DR é vista como aquisição da informação de propriedade de um objecto ou fenómeno, sem que esteja em contacto com o objecto em estudo.

Para Olorunfemi *et al.* (2017) o que define a DR tem sido os métodos de aplicações a energia electromagnética como (luz, calor e ondas de rádio) a forma de detectar e medir as características os elementos de observação, os registos, as medições, a interpretação de objectos físicos e do ambiente usando dispositivos que não estão em contacto com os objectos físicos. Também referem que a Detecção Remota e os produtos gerados por satélite com sensor de alta resolução oferecem grande quantidade de dados. Esses dados produzem informações para a classificação de cobertura e uso do solo (Nascimento *et al.*, 2013).

O avanço das tecnologias da DR tem proporcionado o conhecimento cada vez mais detalhado relativamente à superfície terrestre. Estas tecnologias permitem a aquisição de informação sobre objectos ou área da superfície, sem estarem em contacto físico com o objecto e com a utilização de sensores para recolher energia proveniente dos objectos, convertê-la em sinal possível de ser registrado e apresentá-la em forma adequada a extracção da informação (Aggarwal, 2004; Jensen, 2009). Segundo Boroffice e Akinyede (2005) os Sistemas de Informação Geográfica e a Detecção Remota (SIGDR) têm contribuído significativamente para mais de 80% de dados de geoinformação em tempo real.

Para Kasischke *et al.* (1997) as técnicas de DR são aplicadas de forma directa e indirecta. As aplicações directas têm a ver com a obtenção de interpretação das características do terreno (Wu *et al.*, 1997; Holmgren *et al.*, 1997) e analisam a relação entre parâmetros físicos, químicos e bióticos (Everitt *et al.*, 1997). As aplicações indirectas destinam -se à utilização de dados de DR para analisar processos específicos

(Cahoon *et al.*, 1994; Kasischke *et al.*, 1995a; Kasischke *et al.*, 1995b; French *et al.*, 1996; Kasischke, 1996; Bonan e VanCleve, 1992).

As técnicas da DR e geoprocessamento podem ser usadas para diversos fins, nomeadamente, na agricultura, no mapeamento dos solos, na silvicultura, no urbanismo, na investigação arqueológicas, na observação militar e levantamento geomorfológico, nas mudanças da cobertura do solo, no desmatamento, na dinâmica da vegetação, na dinâmica da água, no crescimento urbano, no ambiente e planeamento territorial (Aggarwal, 2004; Rosendo, 2005). A tecnologia associada à DR tem uma aplicabilidade vasta, sendo cada vez mais frequente o seu uso para a produção de informação em ambiente e planeamento territorial.

III.2.2. Sistemas de Informação Geográfica: Funções e Aplicações

A abordagem científica sobre os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) teve a sua primeira fase no início da década dos 60 e meados de 70 do século XX. Para Matos (2008) na fase embrionária, os SIG eram predominantemente contribuições individuais por parte de diversos técnicos.

A grande evolução dos SIG revelou-se nos últimos anos, embora ao SIG tenham surgido nos anos 60. Apenas na década de 90 o *hardware* adequou-se às necessidades exigidas Matos (2001). Ao longo das últimas décadas, notícias que associam às terminologias informação geográfica (espacial) e ciência (teoria), têm estado evidentes em inúmeros artigos de jornais, revistas, conferências e eventos de especialidade, organizações académicas e profissionais e programas de estudos oferecidos por várias instituições de ensino (Painho, 2002; Kitoko, 2014: 21).

Todavia, não há unanimidade quanto à definição dos SIG ou (*Geographic Information System – GIS*) Ciências de Informação Geográfica sendo que, as definições existentes são baseadas em contextos da sua utilização e nos problemas a resolver. Assim, Oliveira (2011:2) refere-se que os Sistemas de Informação Geográfica é um “Conjunto de funções automatizadas, que fornecem aos profissionais capacidades avançadas de armazenamentos, acesso, manipulação e visualização de informação georreferenciada”. Sistemas de Informação Geográfica é “uma ferramenta com avançadas capacidades de modelação geográfica” (Koshkariov *et al.*, 1989: 257-272).

Para Machado (2000:225) os SIG são tidos como um conjunto de *Hardware* e *Software* capazes de desempenhar diversas funções, podendo ser usados no tratamento de sistemas de informação, que contém informação georreferenciada (Matos, 2008). Deste modo, os SIG são ferramentas especializadas em sistema de computação que servem para adquirir, armazenar, analisar, capturar, emitir, modelar, transformar, recuperar, simular e visualizar informação geográfica (Câmara, 1999; Matos, 2001; Tenedório *et al.*, 2004; Manson *et al.*, 2015).

Julião (2001:27) refere que “as tecnologias de informação geográfica, nomeadamente os SIGs têm desempenhado um papel muito importante em diversas organizações relacionadas com a gestão territorial”. Painho (2002) advoga que a geografia é a área que tem como função o enquadramento teórico de todas as áreas ligadas aos SIG, dando origem a uma área do conhecimento que se intitula ciências de informação geográfica.

Os SIG podem ser definidos como conjuntos integrados de *hardwares*, *softwares* capazes de manipular, consultar, visualizar, questionar, arquivar, analisar, modelar e interpretar dados com o objectivo de compreender padrões e ajudam a resolver problemas complexos de planeamento e de gestão.

Tendo em consideração as características dos SIG, estes são actualmente tidos como determinantes para um conhecimento profundo dos fenómenos em diversas esferas. Para Tenedório *et al.* (2004) os SIG constituem instrumentos de suporte às actividades de planeamento e gestão municipal, que acompanham a dinâmica urbanística das transformações que venham surgindo no território.

Os SIG são vocacionados para utilizar a informação geográfica (IG), sendo vantajosos para uma série de funções e utilizados como suporte para garantir a sustentabilidade das gerações presentes e futuras (Hequer, 2011).

De acordo com Câmara (1999) os SIG devem ser utilizados em estudos relacionados com o meio ambiente e recursos naturais e são fundamentais para uma melhor tomada de decisão no planeamento. Os municípios são as entidades mais vocacionadas para o planeamento e ordenamento do território, e os SIG são ferramentas fundamentais no apoio ao trabalho municipal.

As funções dos SIG variam em função dos objectivos pretendidos. Silva *et al.* (2016) apresentam seis principais funções dos SIG: (i) captura e recolha de dados analógicos e digitais; (ii) armazenamento de dados matriciais, vectoriais e alfanuméricos; (iii) características da pesquisa (geográfica ou não espacial), (iv) análise e edição de dados (sobreposição e/ou operações numéricas aos dados) (v) *output*, publicidade (os resultados da visualização podem ser publicados em vários formatos como: mapas, relatórios, cálculos e gráficos).

Câmara *et al.* (1994) consideram que os SIG apresentam um tratamento das informações manipulando diferentes projecções cartográficas. E, para uma maior compreensão das aplicações de um SIG, o autor apresenta três funções fundamentais de um SIG: (i) integrar informações espaciais de dados cartográficos (cadastro das imagens de satélite, redes e modelos numéricos de terreno numa única base de dados); (ii) cruzar informações através de algoritmos de manipulação para gerar mapeamentos; (iii) consultar, recuperar, visualizar e permitir saídas de gráficos para o conteúdo da base de dados. Para Cheng (2012) as capacidades dos SIG confirmam-se como ferramenta geográfica usadas por geocientistas, cartógrafos, fotogrametria, engenheiros ambientais, planeadores urbanos e regionais.

Os SIG têm um vasto campo de aplicações e o interesse no seu uso tem aumentado bastante nas últimas décadas. Actualmente é possível contar com mais vinte aplicações em diversas áreas de conhecimento (Biljecki *et al.*, 2015).

Uma das aplicações mais relevantes dos SIG tem sido: (i) agricultura, os SIG permitem conhecer a distribuição espacial das actividades agrícolas ao longo do ano e fornecem informações sobre a evolução das culturas e da quantidade de água que deve ser aplicada na rega, (ii) saúde os SIG são útil para fornecer em mapas de tomada de decisão e defesa de interesses, para melhorar a recolha de dados no campo (avaliações rápidas de saúde e mortalidade) e ajuda na melhoria da qualidade de serviços prestado às populações, (iii) administrações os SIG são úteis porque são tidos como componentes preponderantes na análise e compreensão de um território e também na tomada de decisão, apresentam um bom resultado na relação tempo/custo; (iv) planeamento urbano os SIG são útil, uma vez que, o interesse por parte dos planeadores e a utilização dos SIG na área do planeamento urbano, ainda não atingiu o seu auge; (v) arqueologia os SIG são usados para dinamizem acesso aos dados; (vi) cadastro urbano os SIG são útil porque

representa um papel fundamental tornando-se uma das tecnologias com mais projecção e desenvolvimento actualmente; (vii) transporte, os SIG são necessários, porque servem de auxílio na tomada de decisão que beneficia a sua capacidade de actualização, monitorização e análise.

Os SIG têm o poder de capacitar e estabelecer relações espaciais entre elementos gráficos. Para Longley *et al.* (2005) os SIG incluem cinco componentes fundamentais *hardware*, *software*, dados, procedimentos e recursos humanos. Cunha (2009) refere que estes componentes garantem um maior desempenho dos SIG nas áreas onde são aplicadas. A estrutura da figura 7 apresenta uma relação existente entre cinco componentes dos SIG.

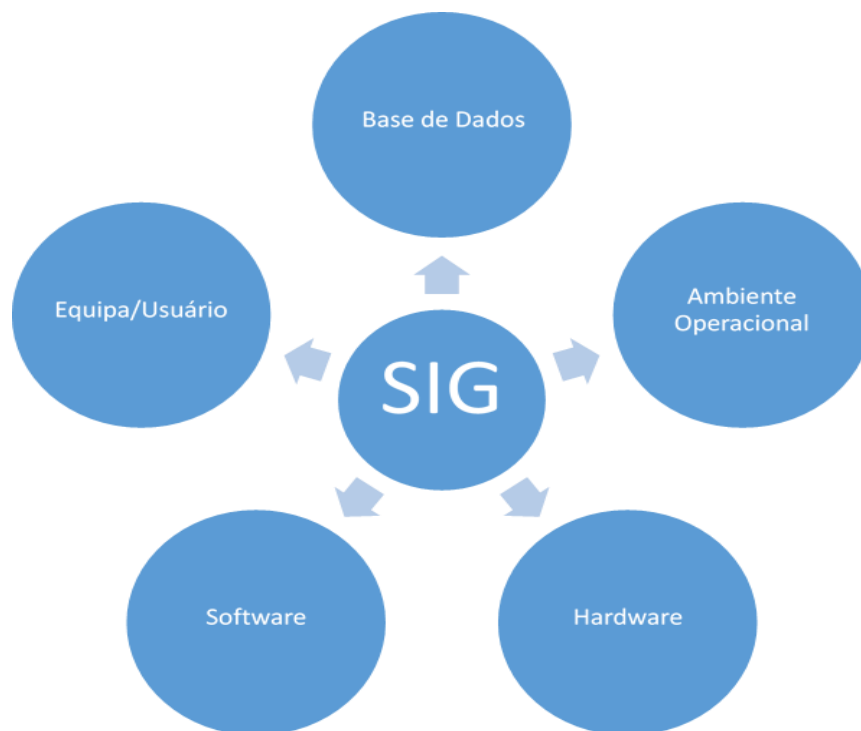


Figura 7 - Interligação das componentes dos SIG

O *hardware* é considerado como sendo o responsável pela interface entre o sistema e o usuário expondo uma capacidade de armazenar dados e programas. Cunha (2009) descreve que o *hardware* engloba CPU (unidade central de processamento), armazenamento (discos duros, discos ópticos, *drives* de CD-ROM), dispositivos de entradas de dados (scanners, mesas digitalizadoras) e dispositivos de saída (impressoras

e *plotters*). O *hardware* tem a capacidade de afectar a velocidade do processamento, a facilidade de utilização e o tipo de *output* disponível.

Os *softwares* são um dos componentes mais importante dentro do SIG. Para Burrough e McDonnell (1998) os *softwares* são tidos como aplicativos específicos que servem para desenvolver determinadas funções. Devido às suas funcionalidades podem ser divididos em cinco componentes: (i) entrada de dados de verificação; (ii) armazenamento de dados e gestão de base de dados; (iii) saída de dados e apresentação; (iv) transformação de dados e (v) interface com o usuário. Os *softwares* podem ser de base de dados, desenho, imagem ou de qualquer outro que possa contribuir de alguma forma para os SIG.

Os recursos humanos são considerados como um dos integrantes fundamentais de um SIG. Estes podem lidar com os procedimentos complexos, tais como: o relacionamento que estabelecem com os fornecedores de *software* SIG, o levantamento, armazenamento, tratamento, apresentação e análise de dados. Muitas das vezes os recursos humanos conseguem ultrapassar lacunas dos outros componentes do SIG.

Os dados como componente do SIG representam o mundo real. São dinâmicos, temporais e desenvolvem programas que detalham a recolha e aquisição, e são factores que mais absorvem tempo e recursos. Sendo que, os dados espaciais resultam de fontes variadas como, fotografias aéreas, levantamentos cartográficos e DR são tidos como chave do sucesso de qualquer SIG.

Poudel (2007) refere que, em ambiente SIG os objectos geográficos são apresentados em formas diferentes: sistema cartesiano (sistemas de coordenadas x e y), células ou grelhas, linhas e colunas. Nos sistemas de coordenadas x e y, os objectos são representados em forma e tamanho geométrico e os dados são vectoriais e *raster/matriciais* (*Op.cit*).

Para Poudel (2007) os dados matriciais constituem uma transformação do espaço em células, onde todos os objectos geográficos da superfície terrestre podem ser apresentados no sistema de linha e coluna, ou seja, os dados matriciais são apresentados em grandes representações de características homogéneas no ambiente SIG e baseiam-se numa estrutura de grade de células (figura 8).

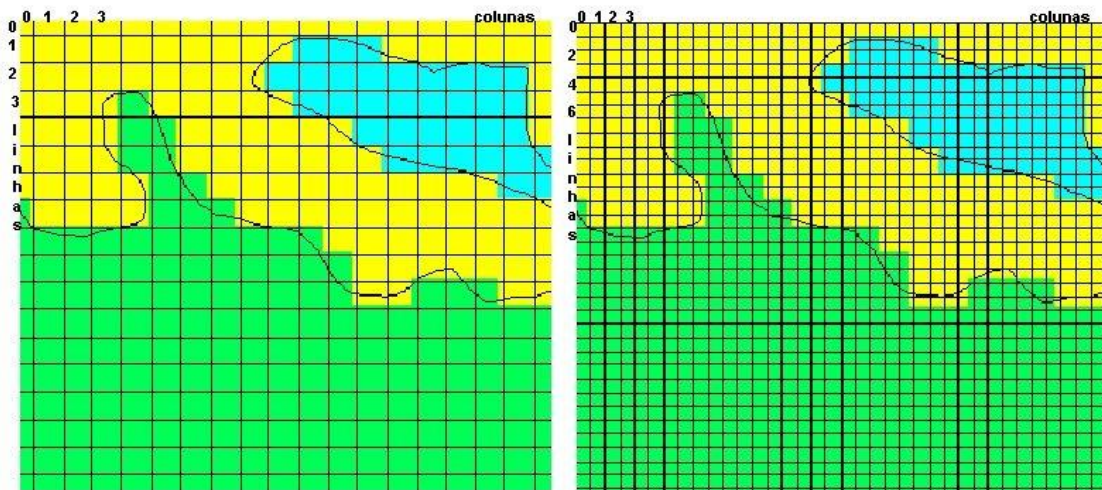


Figura 8 - Dados matriciais; **Fonte:** Adaptado de Câmara *et al.*, (2005)

Os dados vectoriais são bidimensionais, compostos por objectos estáticos e apresentam fronteiras bem definidas. Segundo Poudel (2007) os objectos geográficos da superfície terrestre são representados por linhas, pontos e áreas. Os pontos e as linhas correspondem a dois pares de coordenadas (nó), ligados por uma linha (arco) e com atributos não-espaciais. Os polígonos/áreas representam três pares de coordenadas, um nó e dois vértices ligados por 7 linhas (arcos) e os seus atributos não-espaciais (figura 9).

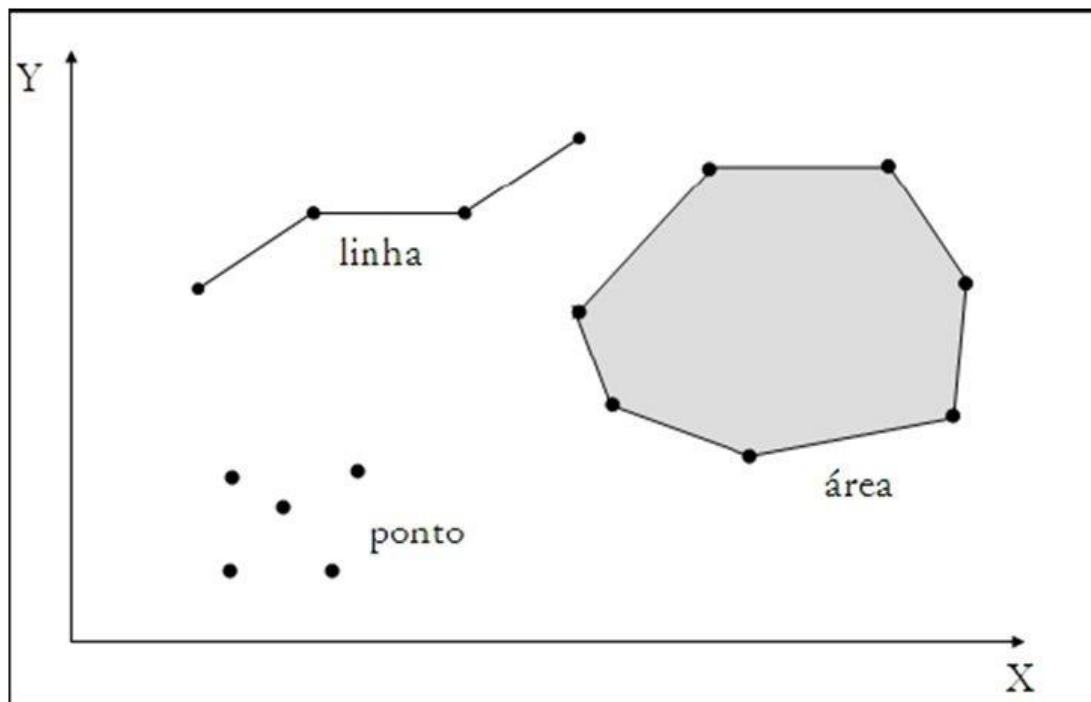


Figura 9 - Dados vectoriais ; **Fonte:** Adaptado de Câmara *et al.*, (2005)

No desenvolvimento de SIG é necessário ter em consideração alguns pormenores da integração da informação geográfica, numa base de dados proveniente de várias fontes e fornecer instrumentos de recuperação, manipulação e visualização de dados através de cálculos de análise.

III.3. Ambiente e Planeamento Territorial em África

As iniciativas do planeamento em África datam da estruturação da divisão entre estados e línguas, que resultaram da divisão do continente africano pelas potências coloniais europeias na conferência de Berlim em 1885. Esta conferência teve como objectivo organizar de forma ordenada a ocupação do território pelas colónias, e ainda estabelecer um espírito de entendimento entre estas de forma a criar condições mais favoráveis para desenvolvimento do comércio em África. A partilha criou conflitos na sociedade africana problemas étnicos, económicos e políticos.

Devido ao crescimento lento da economia de muitos países africanos, da ausência de políticas de desenvolvimento concretas e do aparecimento crescente de pequenos domicílios, as redes de infra-estruturas não conseguem dar respostas à urgente necessidade de abrigos e serviços para as populações urbanas em crescimento (Francisco, 2013). O desenvolvimento das cidades africanas, actualmente, está ligado às áreas periféricas em função do ambiente envolvente como consequência do êxodo rural para grandes cidades (Chenal, 2016).

O crescimento demográfico nas cidades africanas provoca mudanças na urbanização, apresentando problemas que geralmente variam de país para país (Chenal, 2016). As estratégias de desenvolvimento de alguns países africanos devem-se centrar no sector económico, bem como nas pessoas e nos territórios (Perspectivas Económicas em África, 2015). O desenvolvimento territorial em África pode potenciar a inclusão espacial e defender as potencialidades das economias africanas. Actualmente, as cidades africanas têm crescido rapidamente e este crescimento tem sido notado nas comunidades urbanas.

A África apresenta taxas de urbanização elevadas na zona norte de e na zona Austral e ao longo do Golfo da Guiné. Na sua maioria, os países Africanos têm promovido o desenvolvimento das cidades dentro de novos distritos, como forma de efectuar o planeamento urbano, como é o caso do Togo, Angola e Egipto, embora tendo sucesso

desigual. O planeamento territorial é criado a partir de um pequeno aglomerado urbano e têm sido projectadas cidades secundárias, de modo a configurar nos polos de crescimento regional (PEA, 2015). O planeamento territorial pode contribuir para a superação das limitações das políticas sectoriais. Todavia, é necessário reforçar a transparência para uma melhor gestão do desenvolvimento local e territorial (PEA, 2015). Tendo em conta a dimensão política, social, económica e ambiental de um território, o planeamento territorial pretende ajudar a formular estratégias que ao invés de substituírem as políticas sectoriais, por que podem basear-se nas ligações entre elas (Chenal, 2016).

III.3.1. Ambiente e Planeamento Territorial em Angola

No território angolano, ainda registam-se as consequências do período colonial e da guerra civil (1975-2002), período que se promoveu profundos movimentos sociais (êxodo rural). Assim, é notável o distanciamento entre as leis e a sua efectiva aplicação resultantes de dificuldades encontradas nas políticas institucionais e movimentos sociais, que se encontram em consonância com a consolidação da cidadania entre segmentos sociais excluídos.

A Lei nº 23/92, de 16 de Setembro, Lei de Revisão Constitucional, é considerada a segunda após a independência de Angola. A lei tipifica matérias relacionadas com o ambiente e a sua protecção. O artigo 24º deste diploma refere que todos têm direito a um ambiente sadio e não poluído. Ainda no mesmo artigo, do seu número, podia-se ler que o estado adopta medidas de protecção do meio ambiente e das espécies da flora e fauna. O estado pune actos que lesem o ambiente e nota-se uma clara preocupação do estado em preservar o meio ambiente.

Lei nº 5/98 de 19 de julho Lei de Base do Ambiente estabelece os conceitos e os princípios básicos de protecção do meio ambiente. O artigo 13º (protecção da biodiversidade) deste diploma descreve a protecção da biodiversidade, relativamente à proibição de todas as actividades que atentem contra a biodiversidade ou conservação, qualidade e quantidade dos recursos biológicos de actual ou potencial uso de valor, especialmente os ameaçados de extinção.

No mesmo artigo no seu número 2, alíneas a) e b), enuncia-se as medidas que o governo deve tomar em função da protecção especial das espécies vegetais ameaçadas de

extinção e a manutenção e regeneração de espécies animais, recuperação de habitats danificadas. Ainda na Lei de Base do Ambiente, encontram-se as disposições relativas ao uso correcto dos recursos naturais, isto é, usar de forma racional os recursos, promovendo assim a qualidade de vida.

Lei n.º 3/04 de 25 de junho Lei do Ordenamento do Território e Urbanismo, neste diploma são representados conceitos, princípios, objectivos e aplicações sobre o ordenamento do território e urbanismo. A lei surge para introduzir directrizes definidas no ordenamento do território angolano. O artigo 3º (sistema de ordenamento e território e do urbanismo) deste diploma descreve a função e organização do espaço biosófico territorial, urbano e rural, em termos de enquadramento, disciplina, defesa e valorização da sua ocupação e utilização pelas pessoas singulares, colectivas, privadas e públicas.

O artigo 11º (planeamento territorial) da Lei do Ordenamento do Território e urbanismo estabelece, que a actividade do ordenamento do território realiza-se através das técnicas de planeamento do espaço territorial, quer rural quer urbano. O mesmo artigo no número 2, diz que, a elaboração dos planos territoriais rege-se pelos princípios da coordenação e compatibilização dos diversos instrumentos de planeamento territorial, económico e financeiro, ao nível nacional, provincial ou local. No artigo 14º (defesa do ambiente e de outros valores) deste diploma é referido que os planos territoriais devem ordenar a ocupação e uso do espaço territorial, preservando o ambiente, a qualidade e organização dos espaços rurais e urbanos.

Lei n.º 2/06 de 23 de janeiro Lei do Regulamento Geral dos Planos Territoriais, Urbanísticos e Rurais regula o conselho administrativo e conforma os planos constantes do ponto nº 1 do artigo nº 5º dos instrumentos de gestão territorial. A Lei caracteriza três funções no âmbito territorial, ou seja, a lei tipifica matérias relacionadas ao nível nacional o Plano Nacional (PN), corresponde as Principais Opções de Ordenamento do Território Nacional (POOTN) e integra os planos sectoriais e os planos especiais de ordenamento do território. Ao nível provincial o Plano Provincial (PP) corresponde os Planos Provinciais de Ordenamento Territorial (PPTN), que aplicam directrizes estratégicas do PN e dos planos sectoriais, fazendo compreender com incidência parcial nos planos sectoriais provinciais e planos especiais pré-existentes. Ao nível municipal são aplicadas estratégicas nacionais e provinciais por meio dos planos municipais que tendem a

compreender os planos directores municipais, os planos directores gerais das grandes cidades e os planos sectoriais municipais.

Lei n.º 39/11 de 29 de Novembro - Lei da Organização e Funcionamento dos Órgãos da Administração Local do Estado, esta Lei clarifica o sentido e alcance da intervenção de órgãos administrativos em caso de nomeação e de exoneração. A Lei estabelece entrosamento entre os órgãos centrais e locais aplicado no planeamento.

III 3.1. Os Sistemas de Informação Geográfica em Angola

Os SIG foram introduzidos em Angola pela Empresa Nacional de Diamantes de Angola (Endiama), no período de 1998-1999, sendo a seguir coordenado pelo Dr. Saturnino de Oliveira (Kitoko, 2014). Em 2001/2002 foi o “boom” dos SIG no país, com o surgimento de varias áreas com o uso dos SIG, nomeadamente: (i) SIGEMA do Ministério da Geologia e Minas; (ii) Gabinete de Informação Geográfica do Ministério das Obras Públicas; (iii) SIG_ no Governo Provincial de Luanda; (iv) Instituto Nacional de Estatística (INE); (v) Instituto Nacional do Ordenamento do Território (INOTU); (vi) Instituto Nacional de Desminagem, Instituto Geográfico e Cartográfico de Angola (IGCA) e (vii) nas Forças Armadas de Angola (FAA).

Para Kitoko (2014) a sistematização e revisão dos conhecimentos sobre os SIG permitiram constatar que estes sistemas informáticos em Angola são utilizados de forma isolada, sendo necessário uma urgente coordenação de acções para obter melhores benefícios, e com isso evitar a duplicação dos esforços e avultados gastos de recursos. Assim, torna-se indispensável a definição concreta de políticas de desenvolvimento de um SIG e estabelecimento de mecanismos capazes de implementar essas políticas, bem como a necessidade de organização do 1º Encontro Nacional de Utilizadores SIG, para concertação e coordenação de todos os centros de SIG existentes e outros em perspectiva, como forma de avaliar a actual situação, e constrangimentos de modo a estabelecer uma estratégia de implementação coordenada para um verdadeiro SIG nacional (Op.cit)

O investimento em SIG no território angolano está fortemente associado aos programas internacionais de apoio ao desenvolvimento de vários organismos, com especial destaque para a *Food and Agriculture Organization* (FAO). A FAO, no âmbito

dos seus diversos projectos, tem levado acabo várias acções de capacitação e implementação de Sistemas de Informação Geográfica.

Actualmente, são inúmeros os trabalhos feitos sobre os SIG em Angola. Esta preocupação, deriva da falta de informação sobre os SIG, na maior parte dos municípios do país. No entanto, é de referir que, alguns municípios já usam os SIG como recurso necessário para realização de várias tarefas, como é o caso da província de Luanda (Vila Pacífica no município de Viana; centralidade de Sequele no município do Cacucaco; na centralidade do Kilamba no município de Kilamba Kiayi; município de Belas e município da Maianga); província do Bengo (municípios de Icolo e Bengo e Caxito); província da Huila (município da Matala, comuna da Huila).

No que diz respeito ao ensino de IG, já existem instituições privadas que começaram a leccionar SIG ensino médio usando *softwares* livres (SAGA_GIS, Spring, Geographic Resources Analysis Support System – Geographic Information System (GRASS-GIS)). É igualmente de referir que, ao nível do território, há empreendedores e/ou associações que têm prestado serviços de informação geográfica em empresas privadas e estatais.

CAPÍTULO IV. Metodologia e Dados

IV.1 Dados de Satélite

Para a concretização dos objectivos do estudo foi necessário a recolha de dados proveniente do satélite S2 que foi adquirido gratuitamente, através do Portal *European Space Agency* – ESA⁴ (na língua portuguesa, Agência Espacial Europeia) e dados provenientes do satélite L8 através do Portal *United States Geological Survey* – USGS⁵ (na língua portuguesa, Serviço Geológico dos Estados Unidos). O período de recolha e os detalhes dos dados de satélite são apresentados no quadro 1. Estes foram geometricamente corrigidos e calibrados para o ponto de referência WGS84 e projectados no sistema UTM, Zonas 33S.

Quadro 1. Detalhes do período de recolha de dados

Sensor	Path/Row	Datas	Fonte	Formato	Sistemas de Referência	Resolução Espacial (m)
Landsat-8 TIRS	182/69	24 de Agosto de 2017	NASA	Raster	WGS84	30
Sentinel-2	-----	01 de Agosto de 2017	ESA	Raster	WGS84	10 – 30
Limites administrativos provinciais e municipais.		2012	ISCED	Vectorial	WGS84	

Os dados provenientes dos satélites (S2 e L8) foram utilizados para calcular os índices (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) índice de vegetação por diferença normalizada, (*Normalized Difference Water Index* – NDWI) índice da água por diferença normalizada, (*Normalized Difference Moisture Index* – NDMI) índice de

⁴ European Space Agency <https://www.esa.int/ESA>

⁵ USGS EarthExplorer: <https://earthexplorer.usgs.gov/>

humidade por diferença normalizada e para as classificações (orientada por segmentos, orientada por objectos e *pixel* por *pixel*). Os dados térmicos da banda 10 do L8 foram utilizadas para estimar a (*Land Surface Temperature – LST*) Temperatura da Superfície Terrestre.

Para o cálculo do índice da LST, aplicámos a metodologia baseada nos cálculos propostos em demonstrações aplicacionais diversas (Sobrino *et al.*, 2004; Sobrino *et al.*, 2013; Li *et al.*, 2013; Li *et al.*, 2014; Chen, *et al.*, 2017; Aina, 2017; Estoque, *et al.*, 2017 e Cristóbal *et al.*, 2018). A metodologia estabelece a conversão de números digitais para radiância espectral e de radiância espectral para temperatura do brilho, para posterior mapeamento da temperatura de superfície terrestre.

As etapas de desenvolvimento do presente trabalho encontram-se sintetizadas no fluxograma metodológico apresentado na figura 10. Estas etapas iniciam-se com a recolha e pré-processamento dos dados S2 e L8; integração dos dados das duas fontes; tratamento e selecção dos dados de validação; criação das amostras ou áreas de treino; os dados de entrada (índices e classificações das imagens) e, por fim, a validação dos resultados obtidos.

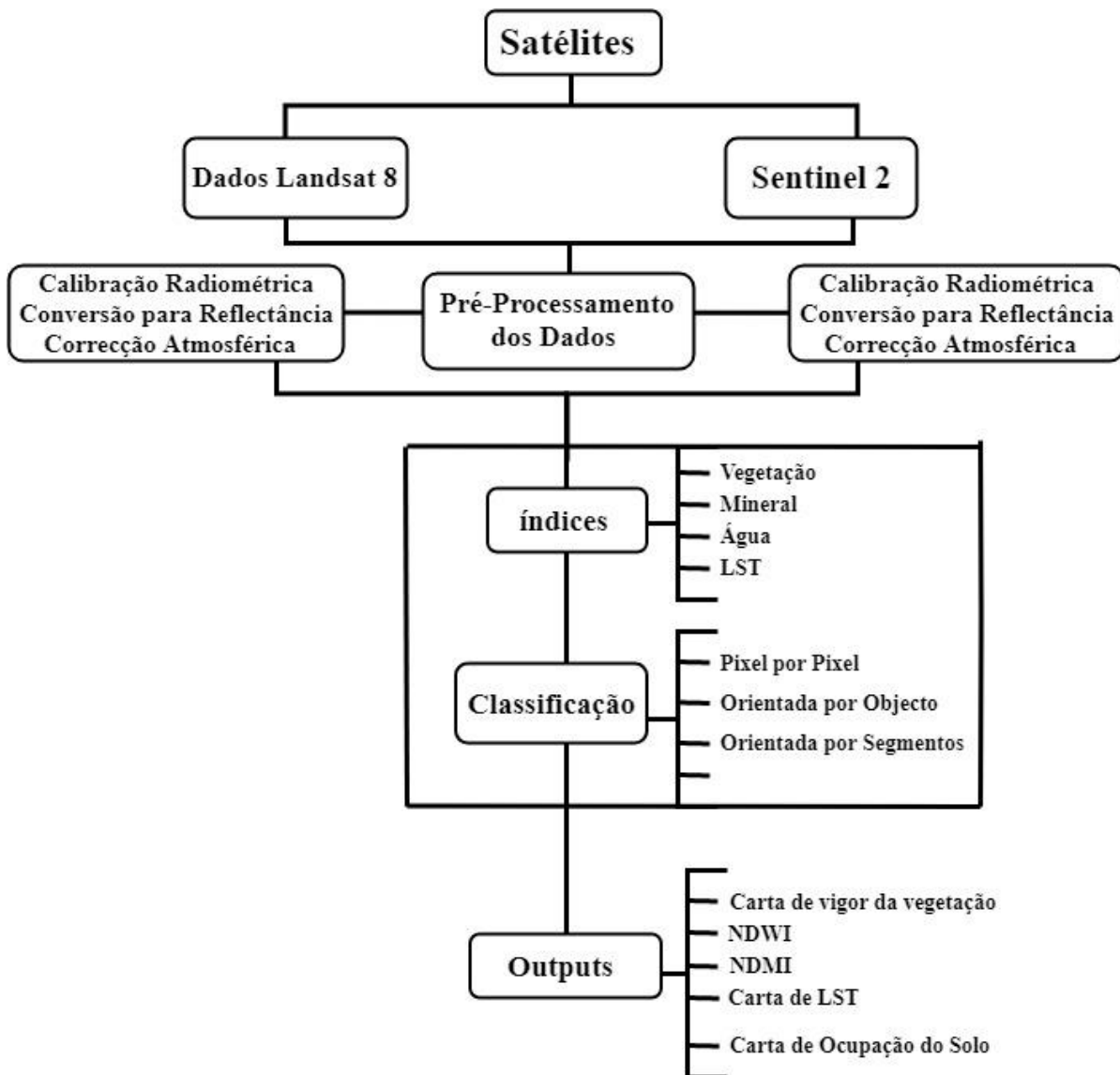


Figura 10 - Fluxograma das principais etapas do trabalho

Quadro 2. - Resolução espectral das bandas dos dados do satélite Sentinel-2

Bandas	Comprimento de onda central (μm)	Largura de banda (μm)	Resolução espacial (m)	$\text{m}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$	SNR @ L_{ref}
Banda 1 - Coastal aerosol	443	20	60	129	129
Banda 2 - Blue	490	65	10	128	154
Banda 3 - Green	560	35	10	128	168
Banda 4 – Red	665	30	10	108	142
Banda 5 - Vegetation Red Edge	705	15	20	74.5	117
Banda 6 - Vegetation Red Edge	740	15	20	68	89
Banda 7 - Vegetation Red Edge	783	20	20	67	105
Banda 8 - NIR	842	115	10	103	174
Banda 8a - Vegetation Red Edge	865	20	20	52.5	72
Banda 9 - Water Vapour	945	20	60	9	114
Banda 10 – SWIR – Cirrus	1380	30	60	6	50
Banda 11 – SWIR	1610	90	20	4	100
Banda 12 – SWIR	2190	180	20	1.5	100

Fonte: Adaptado de ESA (2017)

IV.1.2.2. Características do satélite Landsat-8

O Landsat-8 foi lançado no dia 11 de Fevereiro de 2013 pela (*National Aeronautics and Space Administration* (NASA), na língua portuguesa Administração Nacional da Aeronáutica e Espaço. Os sensores Landsat-8 *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) e o *Operational Land Imager* (OLI) fornecem dados calibrados de alta resolução espacial da superfície terrestre há mais de 40 anos, com o objectivo de dar resposta a necessidades amplas e diversificadas. Estes sensores foram desenvolvidos por *Goddard Space Flight Center* (GSFC) no caso de TIRS e, por sua vez, o OLI por *Ball Aerospace e Technologies Corporation* (BATC).

O L8 dispõe de dois novos sensores em comparação com os satélites Landsat anteriores (figura 12). O sensor OLI é semelhante ao sensor ETM⁺ do Landsat-7, porém, apresenta duas novas bandas espectrais, designadamente, a banda 1 correspondente ao *coastal aerosol* e a banda 9 ao *cirrus*. O sensor TIRS, por sua vez, possui uma nova banda do infravermelho térmico com cerca de 30 metros, comparativamente à geração anterior de satélites Landsat que tinham cerca de 60 metros de resolução espacial. O sensor OLI possui 9 bandas espectrais de ondas curtas, uma faixa de varrimento de 190 km e uma resolução espacial de 30 metros para todas as bandas, com excepção da banda 8 (pancromática) que possui 15 metros, como se observa no quadro 3.

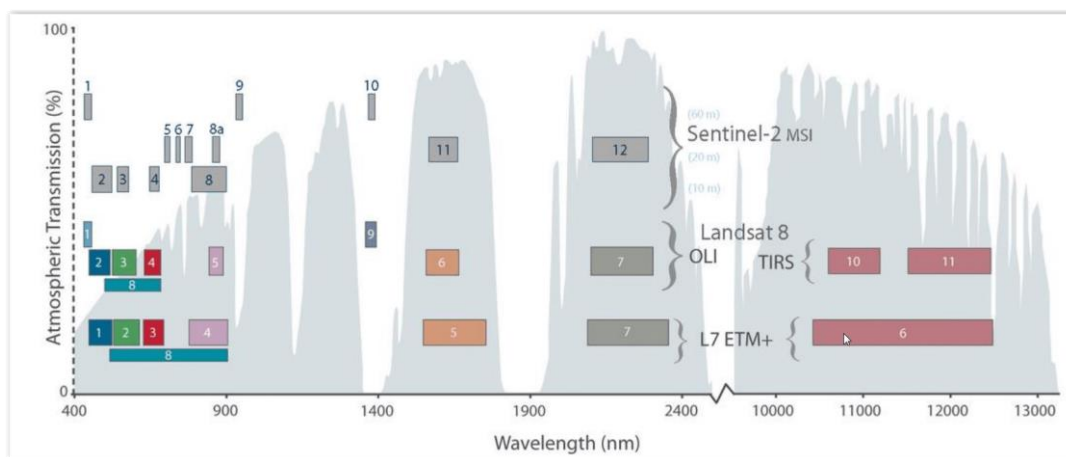
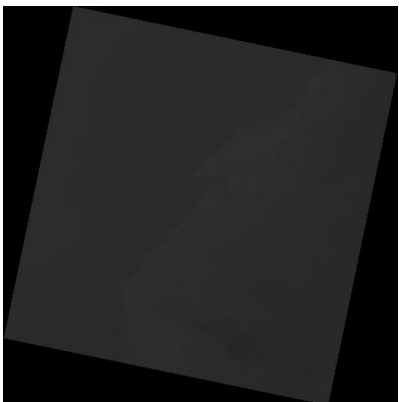
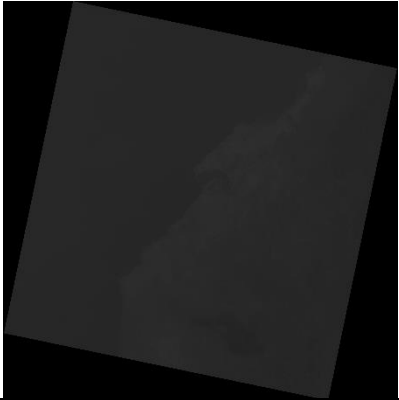
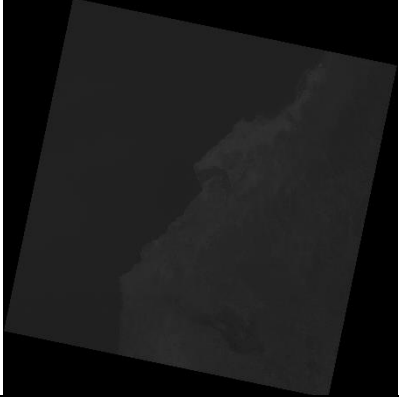
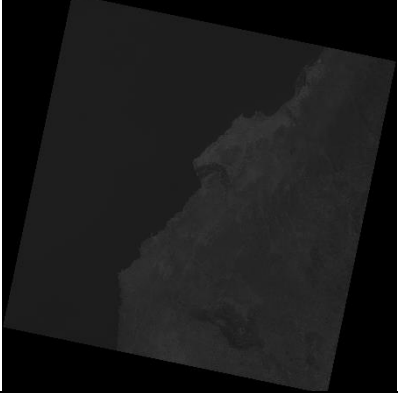


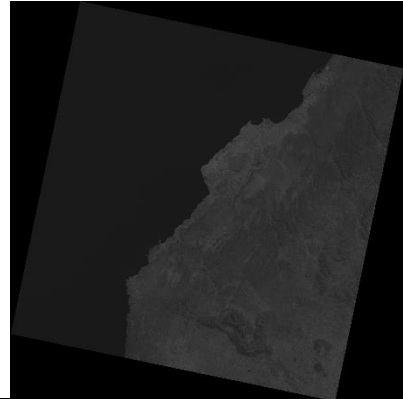
Figura 12 - Comparação dos comprimentos de onda entre os sensores Landsat 7 e 8; **Fonte:**

<http://www.engesat.com.br/imagem-de-satelite/landsat-8/>

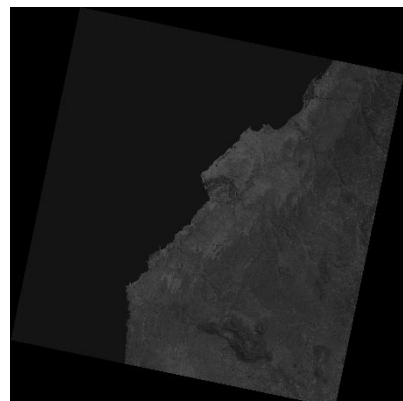
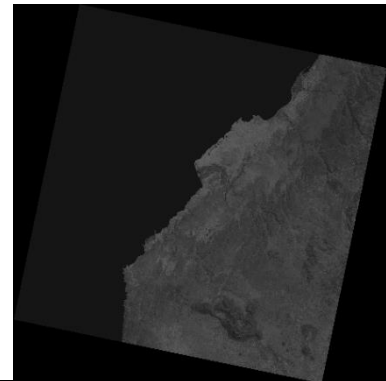
Quadro 3. Características das bandas Landsat-8

Sensores <i>Operational Land Imager (OLI)</i>	
<p>A banda 1 do <i>coastal aerosol</i> (0,43 a 0,45 μm) permite a realização de estudo das áreas costeiras, para investigar a qualidade da água costeira e na detecção de aerossóis na atmosfera.</p>	
<p>A banda 2 do sensor OLI corresponde a região do visível ao azul (0,45 a 0,51 μm). Esta banda é importante, uma vez que, serve para distinguir o solo da vegetação decídua, de vegetação conífera e das florestas temperadas.</p>	
<p>A banda 3 do sensor OLI corresponde a região que se encontra entre o visível e o verde (0,53 a 0,59 μm).</p>	
<p>A banda 4 do sensor OLI corresponde a região que se encontra entre o visível e o vermelho (0,64 a 0,67 μm).</p>	

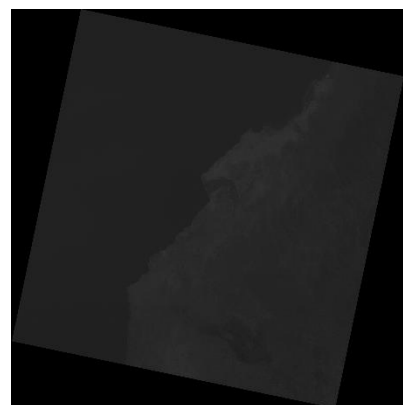
A banda 5 do sensor OLI corresponde ao infravermelho próximo (0,85 a 0,88 μm). É importante na medida em que realça a biomassa de um sistema e diferencia a vegetação boa da vegetação não boa, através do cálculo do NDVI. Esta banda é igualmente tida como uma fonte para definir as linhas costeiras, uma vez que as linhas de água têm um baixo nível espectral nesta banda.

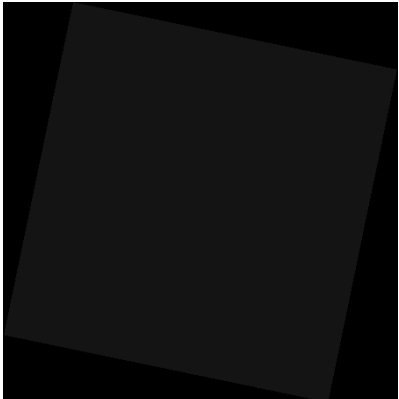
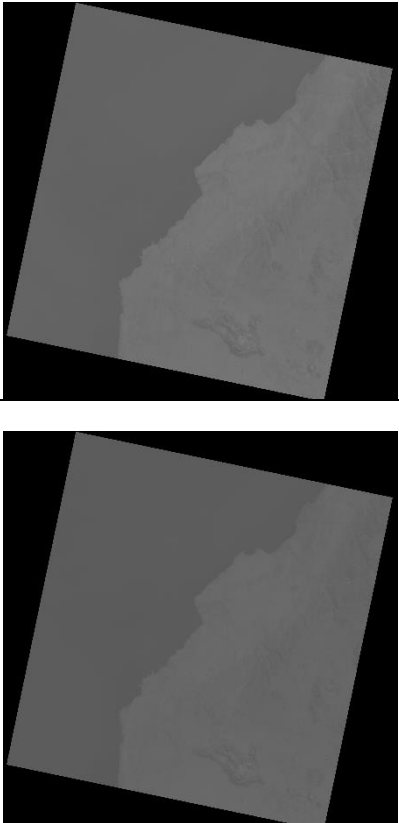


As bandas 6 e 7 do sensor OLI correspondem ao infravermelho médio 1 (1.57 a 1.65 μm) e 2 (2.11, a 2.29 μm). Estas bandas são utilizadas para diferenciar solos secos dos húmidos, e também da geologia. Permitem igualmente a separação espectral das rochas húmidas e dos solos devido ao forte contraste que apresentam.



A banda 8 do sensor OLI corresponde a banda pancromática (0,50 a 0,68 μm). A apresenta melhor resolução espacial do satélite Landsat-7. A banda 8 possui 15 metros e é possível combina-la com as restantes bandas para melhorar a resolução geométrica, usando a metodologia *pan sharpening*



<p>A banda 9 do sensor OLI corresponde à banda cirrus (1,36 a 1,38 μm). É a novidade do L8 que permite a detecção das nuvens cirrus de alta altitude, sendo que, as nuvens aparecem brilhantes, enquanto a superfície terrestre aparece escura.</p>	
<p>Thermal Infrared Sensor (TIRS)</p>	
<p>O sensor TIRS apresenta duas bandas o infravermelho térmico 1 que corresponde a banda 10 (10.60 a 11.60 μm) e, o infravermelho térmico 2 que corresponde a banda 11 (11,50 a 12, 51 μm). Ambas permitem medir a temperatura e a humidade da superfície terrestre.</p>	

Fonte: USGS_Landsat-8 (2016)

Os sensores multiespectrais das plataformas de satélite S2 e L8 têm oferecido oportunidades nas aplicações e controlo de séries temporais de alta frequência e a longo prazo. As comparações entre as bandas correspondem a combinações das bandas que foram realizadas em diferentes conjuntos de dados, para dar maior oportunidades em estudos realizados sobre detecção e mudança multitemporal.

Os dados S2 apresentam uma combinação de dois satélites (Sentinel-2A e Sentinel-2B), equipados com instrumentos multiespectrais e com capacidade de adquirir dados de 13 bandas com diferentes resoluções espaciais. A quantificação dos 12 *bits* dos sensores fornece uma qualidade radiométrica aprimorada expandindo a faixa de aplicações que monitoriza as águas oceânicas e interiores. Para os dois satélites S2 e L8, a aquisição dos dados tem sido altamente afectada pelas condições meteorológicas locais.

IV. 2. Técnicas de Processamento

IV. 2.1. Pré-Processamento

O módulo de pré-processamento digital de imagem tem por objectivo melhorar a qualidade e reduzir possíveis erros nas imagens durante a aquisição dos dados pelo sensor. As técnicas de processamento digital de imagens permitem tratar dados e gerar parâmetros adicionais aos métodos convencionais da investigação. O processamento de imagens apresenta complexos procedimentos matemáticos, que são introduzidos pelos princípios básicos do processamento digital de imagens sem entrar em detalhes (Gonzáles e Woods 2000). O interesse nos métodos de processamento de imagens digitais resulta de duas áreas principais de aplicação, como por exemplo, a melhoria de informação visual para a interpretação humana e o processamento de dados de cenas para percepção automática através de máquinas.

Xião e Zhan (2006) propõem que os dados de Detecção Remota podem ser usados para extrair informação da ocupação do solo, através da observação da sua ocupação oferecendo uma cobertura espacialmente sólida em grandes áreas (técnicas de processamento digital de imagens a análise espacial). O método de processamento digital de imagem tem como principal objectivo: melhorar a qualidade das imagens de satélite, reduzindo possíveis erros introduzidos no acto da aquisição dos dados pelo sensor.

IV. 2.2. Correção Geométrica

As imagens da série de satélites L8 e S2 são distribuídas gratuitamente, por isso, para serem utilizadas é necessário aplicar o método de correção geométrica (Castejon *et al.*, 2015). A correção geométrica consiste na remoção de erros geométricos existentes nas imagens, dependentes do comportamento do satélite (Horning *et al.*, 2010; Chisingui, 2017). O objectivo da correção geométrica consistente nas coordenadas geográficas de cada *pixel* é determinado dentro de um nível de precisão e exactidão condizente com a aplicação pretendida (Machado e Quintanilha, 2008). Existem diferentes níveis de correção geométrica devido à presença de erros geométricos sistemáticos e não sistemáticos (Nunes, 2007).

Os erros sistemáticos (previsíveis) estão associados aos sensores e aos movimentos de rotação e a curvatura da Terra, sendo geralmente corrigidos pelos fornecedores das imagens antes destas chegarem ao utilizador. Os erros não sistemáticos ou aleatórios ocorrem na aquisição da imagem para calcular a posição da imagem terrestre, devido às variações de latitude e longitude (Chissigui, 2017; Nunes, 2007).

A correcção geométrica faz com que não haja correspondência entre as posições dos elementos de imagem com as posições dos objectos na superfície (Castejon *et al.*, 2015). As distorções geométricas resultam de diversos factores, tais como o movimento da rotação, curvatura da Terra, do movimento do espelho de imageamento, das variações da altitude, posição e velocidade da plataforma e da distorção de panorama e topografia.

Hansen e Loveland (2012) referem que os dados disponibilizados pelo portal da USGS denominadas *level 1 terrain_corrected* permitem a redução do tempo de processamento das séries temporais e aumentam a consistência geométrica. Na presente dissertação foram usadas imagens projectadas no sistema de referência UTM_WGS84 zona 33S.

IV. 2.3. Correção Radiométrica

A correcção radiométrica consiste na eliminação ou minimização dos ruídos que surgem na atmosfera durante a aquisição dos dados, e provocados pelas condições atmosféricas, da mudança de iluminação e geometria de visualização (Roder *et al.*, 2005).

Para Polidorio *et al.* (2005) no método de correcção radiométrica das imagens as regiões mais claras apresentam alta intensidade e baixa saturação e, por sua vez, as mais escuras apresentam baixa intensidade e alta saturação estando associadas a nuvens e sombras (equações 1 e 2).

$$mxb^1 = 0.9 \max[b^1(\text{Nuvens})] \quad (1)$$

$$mnb^1 = 1.1 \min[b^1(\text{Sombras})] \quad (2)$$

A correcção radiométrica servem para corrigir os erros introduzidos pelas variações de iluminação das imagens devido a diferentes ângulos de iluminação solar

(geração de mosaicos) e condições atmosféricas (neblina), que produzem um espelhamento (Lillesand *et al.*, 2000). “A capacidade de detectar e quantificar as alterações ocorridas ao nível da superfície terrestre depende da capacidade dos sensores em fornecer medições calibradas e consistentes da superfície ao longo do tempo” (Chander *et al.*, 2009).

Alguns autores referem que na calibração radiométrica os procedimentos apoiam-se na conversão dos valores de números digitais (ND) para radiância espectral (Song *et al.*, 2001; Roder *et al.*, 2005; Schroeder *et al.*, 2006; Kobayashi e Sanga-Ngoie, 2008; Sexton *et al.*, 2013; Vanonckelen *et al.*, 2013). Para Chander *et al.* (2009) as transformações dos DN de uma imagem em valores de radiância são feitas através das seguintes formulas das equações (3 e 4), no quadro 4 onde são apresentados os coeficientes de conversão.

$$L\lambda = \frac{(LMAX\lambda - LMIN\lambda)}{(Qcalmax - Qcalmin)} * (Qcalmax - Qcalmin) + LMIN\lambda \quad (3)$$

Ou

$$L\lambda = Gain * QCAL + Bias \quad (4)$$

$$Gain = \frac{(LMAX\lambda - LMIN\lambda)}{(Qcalmax - Qcalmin)}$$

$$Bias = LMIN\lambda - \frac{(LMAX\lambda - LMIN\lambda)}{(Qcalmax - Qcalmin)Qcalmin}$$

Onde: $L\lambda$ = Radiância do Sensor ($W/m^2 \mu m$)

QCAL= valor do *pixel* calibrado quantificados em Número Digital

LMAX λ = valor máximo da radiância espectral

LMIN λ = valor mínimo da radiância espectral

QCALMAX= valor máximo do *pixel* rescalonado (255)

QCALMIN= valor mínimo do *pixel* rescalonado (1)

Estes valores para conversão de números digitais para radiância espectral são retirados do ficheiro de metadados disponibilizados nas imagens.

Quadro 4. Coeficientes de conversão

Sensor	QCAL	Gain	Bias	LMAX λ	LMIN λ	QCALMAX	QCALMIN
TIRS	10	0.00033420	0.10000	22.00180	0.10033	65535	1

IV. 2.4. Correção Atmosférica

As imagens obtidas a partir de sensores remotos constituem produto da interacção da radiação electromagnética (REM), com a atmosfera e a superfície. Rosa (2001) refere que, a correção atmosférica é um processo indispensável, que permite a remoção das influências atmosféricas e representa uma das fases mais importantes do processamento digital de imagens de satélites. Actualmente, existem vários métodos de correção atmosférica que podem ser aplicados em imagens de satélite multiespectrais e hiperespectrais, podendo ser divididos em métodos alternativos e métodos físicos (Gomes *et al.*, 2012). O método de correção atmosférico mais utilizado é o proposto por *Dark Object Subtraction* (DOS), o qual a interferência atmosférica é estimada a partir dos números digitais (ND) da imagem de satélite, sendo ignorada a absorção atmosférica (Weiss, *et al.*, 2015).

Os métodos alternativos dependem das informações da própria imagem, pois utilizam os números digitais, apresentam características inerentes aos *pixels* e representam feições específicas (Lu, *et al.*, 2002). Os métodos físicos apresentam propriedades ópticas da atmosfera, bem como o processo de interacção da radiação, entre a atmosfera e a superfície. De acordo com Latorre *et al.* (2002) os códigos de transferência radiactiva atmosférica mais difundidos têm sido: 5S (*Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum*), 6S (*Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum*), Lowtran e Modtran (*Moderate Resolution Atmospheric Radiance and Transmittance*).

IV.3. Índices

IV.3.1. Índice de Vegetação

Na implementação de diversas aplicações da Detecção Remota relacionadas com a monitorização da vegetação, é frequente o uso de índices de vegetação (IV), sobretudo nos aspectos biofísicos, uma vez que, estes realçam o comportamento espectral da vegetação nas actividades fotossintéticas, vigor da vegetação, na dinâmica da vegetação e fenologia (Pettorelli *et al.*, 2005; Tao *et al.*, 2008; Xião *et al.*, 2006; Pôças, 2016). As análises dos índices de vegetação e de detecção de mudanças são realizadas com intuito de avaliar os recursos naturais e monitorizar o coberto vegetal.

Rosendo (2005) refere que, a detecção qualitativa da vegetação é uma das principais aplicações da DR e auxilia na tomada de decisões e gestão ambiental. Para Saraiva (2015) os índices de vegetação, como é o caso do índice de diferença normalizada da vegetação (NDVI), permitem diferenciar tipos de estados de vegetação. Estes índices baseiam-se no facto de a vegetação vigorosa apresentar reflectâncias altas no infravermelho e reflectâncias baixas entre as bandas do vermelho e do visível e a vegetação morta apresentar reflectâncias equivalentes nestas bandas (Baret *et al.*, 1989; Epiphanyo *et al.*, 1996).

Segundo Fonseca e Fernandes (2004) as diferenças radiométricas entre vegetação vigorosa e morta acentuam-se na razão entre as bandas, permitindo uma melhor diferenciação destes dois tipos de cobertura do solo. A combinação da reflectância de objectos da superfície em dois ou mais comprimentos de onda, especialmente na região do visível e infravermelho é chamada de índice de vegetação, cuja finalidade é destacar uma propriedade particular da vegetação (Jensen, 1949).

Os índices da vegetação são modelos resultantes da combinação dos níveis de reflectância em imagens de satélites nas bandas do vermelho e no infravermelho próximo (Jensen, 1949). A combinação da reflectância na região visível (vermelho) e infravermelho próximo do espectro electromagnético refere-se aos índices de vegetação que são adquiridos no processamento de informações das bandas cuja finalidade é destacada uma característica da vegetação (Jensen, 2009; Moraes, 2014).

O NDVI é um dos mais antigos, mais conhecido e o mais utilizado índice de vegetação. O NDVI corresponde ao quociente entre a diferença das reflectividades das bandas no vermelho (RED) do infravermelho próximo (NIR) da sua soma (Rouse *et al.*, 1973). O NDVI é um indicador sensível da quantidade e condição da vegetação, cujos valores variam no intervalo de -1 a 1. Nas superfícies que contêm água ou nuvens, esta variação é sempre menor que 0.

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{(\text{NIR} + \text{Red})} \quad (5)$$

Este índice é particularmente sensível para a cobertura das plantas e não mede directamente a produtividade na disponibilidade de forragem. No entanto, está intimamente relacionado com essas variáveis e é usado para análises regionais (Gilbert *et al.*, 1997). Com base na ideia de Arantes *et al.* (2015) a impressionabilidade do NDVI nos diversos parâmetros ecossistémicos tem aumentado o seu potencial de aplicação e incentivado o desenvolvimento de novos sensores para os estudos da vegetação.

IV.3.2. Índice de Diferença Normalizada da Água

O Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI) é representado por duas bandas nomeadamente, a banda que corresponde à maximização da reflectância da água utilizando comprimentos de ondas verde e a banda que corresponde a minimização da baixa reflectância do NIR infravermelho próximo, para os dados Landsat-8 e Sentinel-2 (McFeeters, 1996).

O NDWI foi proposto por McFeeters (1996) e Gao (1996) e advogam que a utilização e aplicação do NDWI continua causando muitas dúvidas e por vezes confusões, motivados pela existência de dois métodos diferentes para o mesmo cálculo e com objectivos distintos.

McFeeters (1996) propôs uma equação (*cf.* equação 6), que possa ser utilizada em estudo de padrões de reflectância espectral com três tipos de cobertura da terra, água; vegetação e terra construída. Os padrões de reflectância da banda verde e do infravermelho próximo apresentam semelhanças aos padrões da água, ou seja, ambos reflectem luz verde mais do que reflectem a luz do infravermelha próximo.

$$\text{NDWI} = \frac{\text{GREEN} - \text{NIR}}{(\text{GREEN} + \text{NIR})} \quad (6)$$

A equação 6a proposta por Gao (1996) usa dois canais do infravermelho (um centrado e outro simplificado). A equação foi concebida para ser utilizada em Detecção Remota, para a remoção da vegetação em água líquida no espaço onde os espectros de reflectância da banda verde correspondem a vegetação verde, a vegetação seca e aos solos e, as propriedades de absorção dispersão dos gases atmosféricos e aerossóis. É necessário ter o cuidado com efeitos de absorção no momento do cálculo do NDWI.

$$\text{NDWI} = \frac{\text{NIR} - \text{MIR}}{(\text{NIR} + \text{MIR})} \quad (6a)$$

Para Jackson (2004) os resultados NDWI admissíveis variam entre -1 e +1 dependendo do teor da água na folha e, por vezes, do tipo de vegetação e cobertura. Segundo Gao (1996) os valores mais altos do NDWI são representados em azul e correspondem ao alto teor de água, vegetação e alta cobertura da porção vegetal, sendo os valores mais baixos representados a vermelha e correspondendo ao baixo teor de água.

Vários investigadores argumentam que o índice de diferença normalizada da água está associado ao conteúdo de água das folhas e no período de estresse hídrico, este diminui (Gao, 1996; Costa e Ferreira, 2015; Ceccato *et al.*, 2001). Segundo Costa e Ferreira (2015) as actividades humanas relacionadas com a qualidade hídrica, dizem respeito ao uso e ocupação inadequado do solo, abrangem a substituição da cobertura vegetal e ocupação desordenada das faixas de protecção de cursos de água. Para McFeeters (1996) o NDWI foi desenvolvido com o intuito de delinear feições que surgem em ambiente aquático e para realçar a presença das mesmas nos dados. O NDWI é considerado útil para delinear características da água.

IV.3.3. Índice de Diferença Normalizada da Humidade

O índice de diferença normalizada da humidade (NDMI) é um derivado de dados de satélites baseado em canais espectrais do infravermelho próximo (NIR) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR). Assim, utilizamos os dados dos satélites L8 e S2 para poder monitorizar as mudanças da humidade no mês de agosto. Os dados L8 registaram informações espectrais reflectidas na superfície terrestre, a uma resolução espacial de 30 m em 11 bandas espectrais diferentes.

Neste trabalho foi usado a equação 7 correspondente ao $NDMI = [Banda\ 5 - Banda\ 6] / [Banda\ 5 + Banda\ 6]$ para os dados L8 e $NDMI = [Banda\ 8 - Banda\ 11] / [Banda\ 8 + Banda\ 11]$ dos dados S2. As bandas acima mencionadas correspondem ao infravermelho próximo (NIR) que é sensível à reflectância do teor de clorofila foliar (na banda 5 do L8 e na banda 8 do S2) e ao infravermelho médio (MIR) que é sensível a absorver a humidade da folha (na banda 6 L8 e na banda 11 do S2). A aplicação do infravermelho próximo é utilizada em diversos sectores como “áreas agrícolas, alimentícia, médica têxtil, de cosméticos, de polímeros, de tintas, ambiental, petroquímica, farmacêutica e florestal” (Muñiz *et al.*, 2012).

$$NDMI = \frac{NIR - SWIR}{(NIR + SWIR)} \quad (7)$$

Segundo Gao (1996) a reflectância do comprimento de onda do infravermelho das ondas curtas tem induzido mudanças no conteúdo de água da vegetação e na estrutura do mesófilo esponjoso da vegetação. Todavia, o infravermelho próximo é afectado pela estrutura interna da folha e pelo conteúdo da matéria seca da mesma.

De acordo com Wilson e Sader (2002) o NDMI tem sido pouco utilizado, uma vez que não é muito conhecido. Sendo que, este é mais sensível à água comparativamente ao NDVI devido às regiões de absorção de água no comprimento de onda do infravermelho médio, que tem pouca influência de efeitos atmosféricos.

IV.3.4. Índice da Temperatura da Superfície Terrestre

A temperatura de superfície terrestre (*LST*) é tida como um dos parâmetros essenciais na compreensão do ambiente térmico urbano e constitui-se como fonte de dados de entrada que visa modelar processos que ocorrem na superfície terrestre em diferentes escalas espaciais, local, regional e global (Liu e Zhang, 2011; Aggarwal *et al.*, 2014; Ziaul e Pal 2016; Wang *et al.*, 2018; Cristóbal *et al.*, 2018).

A (*LST*) é uma das principais variáveis que controla as interações biosféricas e geosséricas fundamentais entre a superfície terrestre e sua atmosfera. Sendo os dados térmicos e a *LST* definidas em função do tipo de aplicação e do método de medição (Zhang *et al.*, 2017). Para Ziaul e Pal (2016) a *LST* pode ser considerada como um factor essencial na distribuição da superfície da terra. Os resultados da interação entre a superfície terra, a atmosfera, a troca de matéria e energia devem ser considerados.

A temperatura de superfície terrestre tem sido utilizada em vários domínios de natureza ambiental, com aplicações centradas em: (i) ciclo hidrológico, (ii) clima urbano; (iii) evapotranspiração; (iv) previsão numérica de tempo; (v) medição de evapotranspiração (real ou potencial), (vi) acompanhamento das variações climáticas; (vii) monitorização da vegetação; (viii) troca de energia e água entre a atmosfera e a superfície (Dash *et al.*, 2002; Schmugge *et al.*, 2002; Z.-L. Li *et al.*, 2013; Guillevi, *et al.*, 2017; Cristóbal *et al.*, 2018).

De acordo com a bibliografia consultada (Dai *et al.*, 2010; Liu e Zhang, 2011; Weng, 2010; Ziaul e Pal 2016) a mudança da *LST* pode ter como base as variações da qualidade ambiental e política de desenvolvimento económico e social. O resultado da magnitude da *LST* tem a sua principal influência no armazenamento de energia térmica (Lopes *et al.*, 2011).

Zeng *et al.* (2010) referem que a *LST* serve para determinar a humidade do solo. Sun e Pinker (2004) modelaram um novo algoritmo para poder determinar a *LST* a partir da humidade do solo. Vários autores (Lopes *et al.*, 2010; Artis e Carnahan, 1982; Li *et al.*, 2013; Aina *et al.*, 2017; Chen *et al.*, 2017; Estoque *et al.*, 2017; Aggarwal *et al.*, 2014; e Cristóbal *et al.*, 2018) associam a *LST* ao uso e ocupação do solo.

O mapa da LST foi gerado tendo por base a metodologia desenvolvida em cálculos propostos em demonstrações aplicacionais diversas (Sobrino *et al.*, 2004; Sobrino *et al.*, 2013; Li *et al.*, 2013; Li *et al.*, 2014; Chen, *et al.*, 2017; Aina, 2017; Estoque, *et al.*, 2017; e Cristóbal *et al.*, 2018), que assenta na conversão de números digitais para radiância espectral e de radiância espectral para temperatura de brilho, para posterior mapeamento da LST.

IV.3.4.1. Conversão de Números Digitais para Radiância Espectral no Sensor (Qcal-para-Lλ)

Os dados térmicos dos satélites dos sensores Landsat são armazenados em números digitais (ND), e, em seguida, são utilizados para representar *pixels* que não foram calibrados em unidades significativas. Os ND são tidos como representações de diferentes níveis de brilho em uma imagem *raster*. A equação 8 serve para fazer a conversão de ND para radiância.

$$L\lambda = ML * Qcal + AL \quad (8)$$

Onde: Lλ= radiância espectral do sensor;

ML= corresponde ao metadados da banda específica multiplicativa (Multiplicativa (Radiance_Mult_Band 10 que o valor é 3.3420E-040=0.00033420),

Qcal= corresponde ao valor do produtor da banda 10 dos dados Landsat-8 (a banda 10 corresponde ao infravermelho térmico que tem uma resolução de 100m, no comprimento de onda entre 10.60-11.19).

AL= corresponde aos metadados da banda específica aditiva (Radiance_Add_Band 10 que o valor é 0.10000=0.1).

IV.3.4.2. Conversão de Radiância Espectral para Temperatura do Brilho (Lλ-para-T_B)

Os dados das bandas térmicas (bandas 10 e 11 TIRS) podem ser convertidos de radiância espectral do sensor para temperatura do brilho do sensor através do cálculo da equação 9. Para Wang *et al.* (2018) a temperatura do brilho (T_B em Kelvin) derivou da radiância do topo da atmosfera (TOA).

$$TB = K_2 / \ln(K_1 / L\lambda + 1) - 273.15 \quad (9)$$

Onde: $T_{B=}$ é a temperatura do brilho do sensor (Kelvin);

K_1 = é a constante de 1 de calibração;

K_2 = é a constante de 2 de calibração;

$L\lambda$ = radiância espectral do sensor;

\ln = é o logaritmo natural.

Quadro 5. Constante de calibração das bandas térmicas

Sensor	$K_1/ W/(m^2/\mu m)$	$K_2/ (Kelvin)$
TIRS/OLI	774.8853	1321.0789

IV.3.4.3. A Conversão da Temperatura do Brilho de Kelvin para Graus Celsius

O resultado da temperatura do brilho em Kelvin foi convertido em graus Celsius simplesmente subtraído por 273.15.

IV.3.4.4. Temperatura da Superfície Terrestre

Para o estudo da LST são utilizados vários métodos a partir de imagens térmicas, obtidas por sensores e, que exigem conhecimentos sobre aproximação entre a emissividade, superfície terrestre e condições atmosféricas (Wang *et al*, 2018; Sobrino e Jimenez-Munoz, 2014). Wang *et al*, (2018) apontam os três métodos essenciais do conhecimento da emissividade da superfície terrestre, que podem ser obtidos através de o método de canal único, método multicanal e o método multiangular. Estes métodos são usados para explicar os efeitos da radiação de ressurgimento atmosférico na radiância térmica do sensor.

No presente estudo foi necessário o uso da proporção de vegetação para poder organizar a emissividade da superfície terrestre, usando o cálculo proposto na equação 11 (Sobrinho *et al.*, 2004). O *pixel* é composto por uma mistura de solo nu, sendo que a vegetação e a emissividade são calculados com base a seguinte equação 12. Li *et al.*, (2013; Wang *et al.*, (2018) referem que, em muitos caso, quando não temos o resultado da emissividade é necessário o cálculo do NDVI equação 10. O coberto vegetal interfere na emissividade e a percentagem da vegetação (clorofila), sendo assim um indicador indirecto do coberto vegetal presente no *pixel*.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{(NIR + Red)} \quad (10)$$

Onde: NDVI é o índice de vegetação de diferença normalizada;

NIR= é o infravermelho térmico da banda 5 do satélite Landsat TIRS;

RED= é a banda 4 do satélite Landsat TIRS

$$Pv = \left[\frac{NDVI - NDVImin}{NDVImax - NDVImin} \right]^2 \quad (11)$$

IV.3.4.4. Estimação da Emissividade

De acordo com Sobrinho *et al.*, (2004) para cálculo da emissividade, é necessário os valores da emissividade do solo (*m*) e da emissividade da vegetação (*n*). Para o presente trabalho, recorreremos aos valores de referência resultante dos cálculos Sobrinho *et al.*, (2004) onde *m*=0.004 e *n*=0.986 (ver equação 13).

$$E = m * PV + n \quad (12)$$

$$E = 0.004 * Pv + 0.986 \quad (13)$$

Depois de obter os dados da emissividade, a LST foi estimada utilizando o algoritmo equação 14 (Artis e Carnahan, 1982).

$$LST = \frac{TB}{1} + \left(L\lambda * \frac{TB}{P} \right) * Ln(E) \quad (14)$$

Onde: LST= é a temperatura de superfície;

TB= é a temperatura do brilho do sensor da banda 10 e 11 dos dados Landsat TIRS;

λ = é o comprimento de onda da Radiação emitida ($\lambda=10.8 \mu\text{m}$ corresponde ao comprimento de onda central do Landsat TIRS da banda 10);

$P = \frac{h \cdot c}{\sigma} = 1.438 \times 10^{-2} \text{mk} = 1.438 \times 10^5 \mu\text{mk}$, h é a Constante de Planck's= ($6.626 \times 10^{-34} \text{ J/s}$); c é a velocidade da Luz ($2,998 \times 10^8 \text{ m/s}$); σ é a Constante Boltzmann ($1.38 \times 10^{-23} \text{ J/K}$) e

ln= é o logaritmo natural.

Para poder produzir o mapa da LST tivemos que recorrer ao software ArcMap 10.5.1 e fizemos a operação *raster calculator* substituindo os valores das equações e obtivemos o mapa de LST.

IV.4. Classificação de Imagens de Satélite

A classificação de imagens de satélite tem sido uma das aplicações directa mais usadas na ocupação do solo, sobretudo pelo facto de os algoritmos de classificação de imagens de satélite permitirem que o investigador possa sintetizar a variabilidade e complexidades inerentes a uma imagem. Bolstad (1992) refere que, de vários algoritmos de classificação disponíveis, os classificadores de máxima verossimilhança têm sido os mais usados em técnicas de classificação assistida, sendo que apresentam uma base teórica bastante desenvolvida.

Para Bustamente e Weykam (1999) os algoritmos usados na classificação das imagens de satélite baseiam-se na estatística paramétrica aplicando as médias, variâncias e co-variâncias de todas as bandas na criação das assinaturas espectrais. Actualmente, o interesse das imagens de satélite de alta resolução tem sido notório em vários campos de aplicação seja ao nível científico, bem como ao nível comercial (Brovelli, 2008). As classificações de dados espectrais são agrupadas em “*pixel por pixel*”, “por região” e por “orientação por objectos”.

IV.4.1. Classificação *Pixel* por *Pixel*

A classificação *pixel* por *pixel* é automática, dado o comportamento espectral que constitui o principal elemento do classificador. Esta é das classificações mais utilizadas pela comunidade científica, porque trata de aspectos intra-urbanas e de áreas verdes (Santos e Oliveira, 2016). A classificação *pixel* por *pixel* utiliza atributos espectrais isolados de cada *pixel* componente da imagem, dando a cada um destes a classe mais adequada (Bernardi, 2007).

As técnicas de classificação de imagens fundamentada na abordagem *pixel* por *pixel* são essenciais, e cada *pixel* de imagem é comparado a determinadas classes de interesse (Resende *et al.*, 2012). Estas técnicas apresentam desvantagens em imagens de alta resolução espacial (Resende *et al.*, 2012). Para Moreira (2003) na classificação *pixel* por *pixel* é tido de forma isolada, na classificação por região e é considerado como fonte de informação espectral do *pixel*, assim como os seus vizinhos.

Na abordagem de classificação multiespectral “*pixel* por *pixel*” são aplicados três métodos, nomeadamente: máxima verosimilhança, distância mínima e paralelepípedo. O método de máxima verosimilhança avalia a variância e a co-variância das “classes” de resposta espectral no momento de classificar um *pixel* desconhecimento. Neste classificador, o conjunto de treino define o diagrama de dispersão das classes e suas probabilidades de distribuição.

No método de distância mínima, cada parcela de treino deve ser representada num gráfico de dispersão. Segundo Martins (2012) no método de distância mínima o classificador baseia-se na informação espectral das áreas de treino. O método do paralelepípedo tem em consideração uma área no espaço de atributos ao redor do conjunto de treino e identifica os valores espectrais mínimos e máximos das áreas de treino para as respectivas bandas (Crósta, 1992). Neste método, cada classe possui limites de decisão e são representados pelas laterais do paralelepípedo. Além disso, o método tem apresentado problemas que afectam o classificador e a correlação existente normalmente entre as bandas (Crósta, 1992).

As técnicas de classificação de imagem *pixel* por *pixel* são divididas em dois grupos fundamentais nomeadamente: (i) classificação não supervisionada e a (ii) classificação supervisionada. As duas formas de classificação distinguem-se em função

das estatísticas das áreas de treino. A classificação supervisionada permite que operador supervisione e categorize cada classe, ou seja, são utilizados os conhecimentos *a priori* sobre a área e agrupam-se as classes automaticamente. Na classificação não supervisionada é necessário fornecer ao sistema alguns parâmetros que servirão de critérios de decisão para agrupar *pixels* em classes distintas, ou seja, na classificação não supervisionada, o classificador busca automaticamente os grupos de valores digitais uniformes dentro da imagem.

IV.4.1.1. Classificação Não Supervisionada

A classificação não supervisionada não utiliza conhecimento *a priori* sobre área. Esta divide as classes de forma automática os grupos espectrais, com base na regra estatística define quais são as classes a serem separadas e quais os “*pixels*” pertencentes a cada uma (Crosta, 1993; Rosa e Brilho, 1996). Para Richards (1995) e Mather (1987) a classificação não-supervisionada é bastante didáctica, sendo um método de agrupamento hierárquico que não necessita de um número pré-definido de classes. É necessário fornecer ao sistema alguns parâmetros que servirão de critérios de decisão para agrupar *pixels* em classes distintas e especificar o número de classes desejadas dado a escolher dos parâmetros relacionados com a distância de separação entre os *clusters* (Richards e Jia 2006; Dainese, 2001). Nas classificações não-supervisionadas, quanto maior for a heterogeneidade das amostras, maior será a certeza de que todas as classes possíveis estarão representadas. Segundo Chuvieco (2002) na classificação não supervisionada, a única tarefa do analista é fazer a correspondência das classes aos objectos reais.

IV.4.1.2. Classificação Supervisionada

A classificação supervisionada apresenta uma maior possibilidade de precisão, porque o usuário interage com o algoritmo, estabelecendo informações como números de classes e amostras de áreas de treino para cada classe. O algoritmo classifica cada *pixel* da imagem de acordo com uma função discriminante gerada a partir das informações fornecidas pelo usuário, ou seja, é um procedimento frequentemente utilizado para análises quantitativas de dados de Detecção Remota.

Richards e Jia (2006) apontam que, os classificadores supervisionados utilizam algoritmos adequados para classificar os *pixels* de uma imagem em classes com diferentes tipos de uso do solo. Usam a informação contida no próprio *pixel* para a sua classificação e baseiam-se em funções discriminadas, na teoria de Bayes, modelos “fuzzy” (Bezdek, 1986), ou mesmo em redes neurais (Mustavi *et al.*, 1994) e requerem alguns conhecimentos prévios das classes, por exemplo, a distribuição de probabilidades (Moraes, 1992). O processo de classificação supervisionada resume-se em três passos principais, seleção das áreas de treino; classificação de imagem e avaliação de resultados.

A classificação supervisionada permite que o operador supervisione e categorize cada classe. Segundo Lillesand e Kiefer (2000) a classificação supervisionada compreende três etapas fundamentais: a primeira permite realizar análises, identificar as áreas de treino e descrever as assinaturas espectrais para as classes; a segunda permite alocar cada *pixel* numa classe com a qual se assemelhe e a terceira centra-se nos diferentes usos da cartografia temática. Na figura 15 são apresentados os passos da classificação supervisionada proposta por Lillesand e Kiefer (2000).

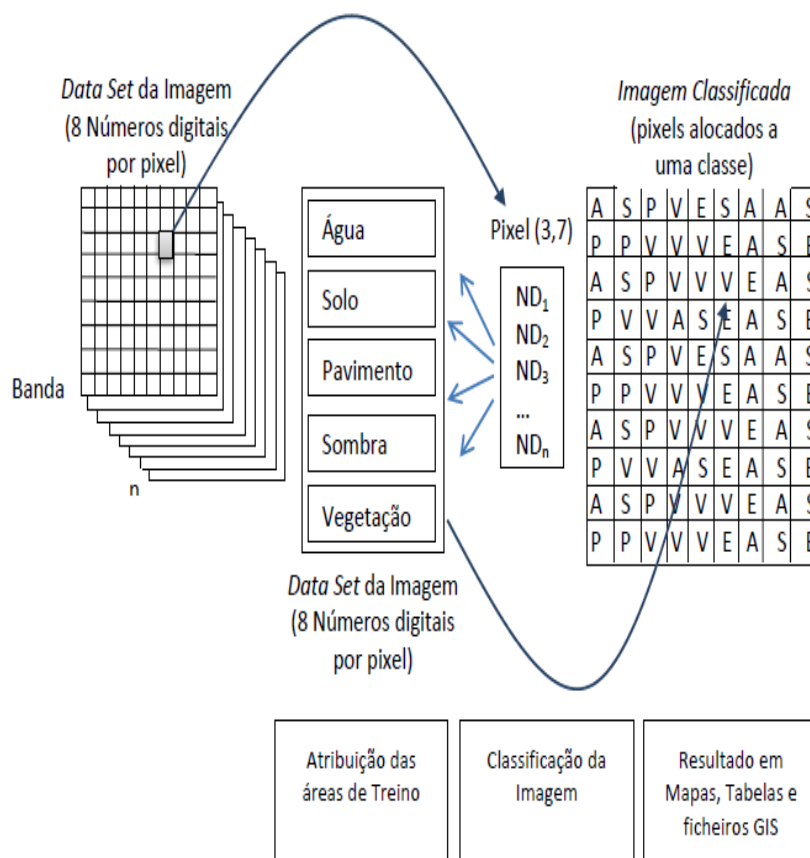


Figura 13- Classificação supervisionada ; **Fonte:** Adaptado de Lillesand e Kiefer (2000)

Rosa e Brilho (1996) afirmam que a classificação supervisionada utiliza conhecimentos *a priori* sobre a área e agrupa as classes automaticamente. Para Moreira (2003) os classificadores supervisionada e não supervisionada usufruem de regras de decisão para que o classificador aloque os *pixels* a determinadas classes ou regiões com níveis de cinza similares. As regiões possuem características espectrais do *pixel* (classificação *pixel por pixel*) ou *pixel* vizinhos (classificação por região).

IV.4.2. Classificação Orientada por Objectos

O avanço tecnológico na aquisição de informações em Detecção Remota tem sido crescente, sendo que os avanços de maior notoriedade na classificação orientada por objecto têm mostrado eficiência no mapeamento do uso do solo (Fernandes *et al.*, 2012). Na classificação orientada por objectos, a análise da relação de um objecto com os seus vizinhos é feita com base a segmentação multi-resolução para dar origem ao objecto.

A classificação orientada por objectos baseia-se no agrupamento de *pixels* a partir da segmentação de imagem e, a segmentação é um passo de preliminar que divide a imagem em objectos homogêneos e contíguos. Contudo, a acurácia da segmentação pode afectar directamente o desempenho da classificação (Yan *et al.*, 2006). De acordo com Pinho *et al.* (2012) a classificação orientada por objectos permite-nos conhecer o analista e a utilização de parâmetros de cor, forma, textura e relações de vizinhança na classificação de imagens.

A classificação orientada por objecto pode ser usada em associação a outras técnicas de processamento digital de imagens, por exemplo, os cálculos das bandas espectrais (Fernandes *et al.*, 2012). Uma vez que é a classificação orientada por objectos é pouco dessiminada a sua abordagem tomará dianteira em inúmeros estudos relacionados com a avaliação da disposição dos recursos naturais; quanto à sua distribuição espacial (*Op.cit.*). O *software eCognition* possui alguns algoritmos de segmentação de imagem que apresentam diferentes níveis de complexidade e diferentes tipos de abordagem. Por exemplo, o *Chessboard* e *Quadtree Base* dividem a imagem em objectos de formas quadradas, e outros dividem a imagem com base as suas assinaturas espectrais, nomeadamente os objectos escuros e brilhantes.

No presente trabalho foi utilizado o algoritmo *multiresolution*, que serviu para segmentação das imagens. A actuação do algoritmo *multiresolution* é feita a partir de um determinado número de objectos de imagem, através de máxima homogeneidade e mínima ou média heterogeneidade. Os critérios da homogeneidade circunscrevem cada objecto vizinho com a qual deve ser fundido, e a heterogeneidade pode ser definida entre os objectos dos parâmetros, nomeadamente: (i) a escala que determina o valor máximo do desvio padrão, tendo como base o critério da homogeneidade e o aumento do valor da homogeneidade fazendo com que o número de objectos identificados diminua e, (ii) a cor

e textura, que atribuem para enfatizar cada objecto espacial e criar um complemento entre ambos e que a sua soma seja igual a um.

O *software eCognition 9.0*, classifica os objectos com base nas áreas de treino que são atribuídas, e permitindo a escolha de três opções na identificação espacial do objecto nomeadamente, (i) a cor, que classifica a imagem consoante os valores digitais de cada *pixel*; (ii) cor e textura que tem sido adicionadas ao método das métricas para a textura de Haralick, para se obter resultados melhores e (iii) cor e contexto que ajudam na separação das áreas pelo contexto e não são distinguidas caso estejam isoladas.

IV.4.3. Classificação Orientada por Segmentos

A classificação orientação por segmentação tem sido alvo de inúmeras pesquisas relacionadas com análise de imagem. Baatz *et al.* (2002) referem. que as razões da segmentação da imagem em um dado número de regiões, têm-se revelado num problema com várias soluções possíveis. O autor salienta igualmente que em vários casos, as regiões de interesse são heterogéneas e as informações necessárias para confeccionar o critério das regiões não estão disponíveis. A segmentação deve cessar quando os objectos de interesse na aplicação tiverem sido isolados (Gonzáles, 2000; Rolim, 2003). Os algoritmos de segmentação de imagens são na sua maioria baseados em algumas propriedades básicas de valores de níveis de cinza.

Para Bhaskaran *et al.* (2010) a classificação por segmentação não está apenas relacionada com a informação espectral dos *pixels*, mas também com os atributos topológicos e espaciais. Nas últimas décadas, a classificação de imagens que utiliza segmentação atingiu níveis de desenvolvimento assinaláveis, tendo em consideração os diferentes tipos de variáveis e *software* a ser usado. Segundo Gonzáles (2000) e Rolim (2003) na classificação de segmentação, as imagens têm sido desenvolvidas para uma determinada aplicação. Eastman (2009) refere que, no processo da classificação orientada por segmentos, o objectivo geral é a causa, e é agrupado por unidades de imagens definidas por *pixels* de forma a facilitar a sua interpretação de modo a facilitar da sua processo de classificação para idealizar o contributo positivo e obter melhores valores de exactidão global.

Para Duveiller *et al.* (2008) as melhorias apresentadas recentemente no processo de segmentação de imagens tornaram a classificação orientada por objecto numa ferramenta relevante para delinear classes de uso e cobertura do solo de forma eficaz.

IV.4.4. Algoritmo de Classificação

O algoritmo *Random Forests* (RF) é um poderoso classificador estatístico muito útil e tem um vasto campo de aplicações sendo um deles a DR (Cutler *et al.*, 2007; Gabriel, 2013; Ming *et al.*, 2016).

Para Cutler *et al.* (2007) o algoritmo *Random Forests* apresenta os seguintes benefícios: (i) precisão da classificação muito elevada; (ii) um novo método que determina variáveis importantes; (iii) capacidade de modelar interacções complexas entre variáveis de indicadores diferentes; (iv) flexibilidade na realização de vários tipos de análise de dados estatísticos (regressão e classificação) incluindo a classificação e a análise de sobrevivência e aprendizado não supervisionado; e (v) algoritmo *Random Forests* que atribui valores quando ausentes.

Actualmente, o algoritmo *Random Florests* tem sido utilizado em várias aplicações devido à alta precisão de classificação e capacidade que apresenta no acto de caracterizar interacções complexas entre as variáveis (Breiman, 2001).

Para Ming *et al.* (2016) o classificador RF possui dois parâmetros essenciais (número de árvores e número de variáveis), que podem ser experimentados em cada divisão e afectam a precisão da classificação. Assim, a forma ideal para a selecção dos parâmetros tem sido um problema inevitável no acto da classificação de imagem baseada no algoritmo *Random Florests* (Ming *et al.* (2016).

A aplicação do RF na classificação de imagens de satélite é recomendável (Gabriel, 2013). Cutler *et al.* (2007) referem que a aplicação da RF na classificação de imagens inclui variáveis técnicas, nomeadamente: métricas de importância de variáveis e de similaridade entre pontos, que são agregados em níveis diferentes e a sua classificação total da imagem e atribuída valores quando ausentes produzindo assim resultado gráfico.

IV.5. Análise de Exactidão

Em DR, a análise de exactidão é um elemento útil, e é utilizada para verificar os resultados obtidos por uma classificação/interpretação da imagem com dados geográficos referenciados que são considerados como exactos (Anand, 2017).

Congalton e Green (1998) discutem que, a avaliação de exactidão é que determina a qualidade das classificações provenientes de dados de DR e, pode ser considerada qualitativa, quantitativa e aleatória. A avaliação de exactidão quantitativa é usada na identificação e medição dos erros dos mapas e, a avaliação de exactidão qualitativa envolve a qualidade que o mapa apresenta (Congalton e Green (1998).

Segundo Anand (2017) a análise de exactidão é considerada muito importante na interpretação dos resultados por dois motivos: (i) informa sobre a qualidade das imagens classificadas e (ii) fornece uma referência para comparar diferentes métodos de interpretação e classificação. Para Foody (2009) “não existe um método universalmente aceite para análise de exactidão”. É indispensável a realização da avaliação sobre uma imagem totalmente mapeada. Para Congalton e Green (1999) existe uma regra boa para poder praticar a análise de exactidão, e esta indica o número de pontos de amostragem que deve ser no mínimo 50 para cada classe de uso do solo, podendo aumentar tanto para 75 ou mesmo atingir 100.

Gabriel (2013) refere que na avaliação de análise de exactidão sobre as classificações orientadas por objectos ainda não existe um consenso de classificação, visto que, não há um mapa completo de referência para que possa ser intersectado. De acordo com Pinho *et al.*, (2012) vários estudos apontam uma amostragem aleatória estratificada por classes para a avaliação de análise de exactidão. A e-Geo, Santos *et al.*, (2010) desenharam um mapa de referência com a distribuição espacial para as classes de interesse, como forma de avaliar a exactidão dos edifícios em áreas urbanas.

Para a realização correcta do método de avaliação de exactidão, é necessário fazer a comparação entre a imagem classificada proveniente dos dados de DR e o mapa de referência ou imagens de alta resolução. Segundo Anand (2017) a relação existente entre os dois conjuntos de informação (imagem classificada e mapa de referência) pode ser expressa na matriz de contingência e coeficiente *kappa*.

IV.5.1. Matriz de Contingência

Para Congalton e Green (2009) a matriz de contingência representa uma ferramenta eficaz e permite fazer análises e organização dos resultados de classificação de um determinado algoritmo. Segundo Anand (2017) a matriz de contingência é constituída por linhas e colunas que servem para avaliar o grau de correcção da imagem classificada.

Campbell (1987) define a matriz de contingência como um método que descreve o erro específico detectado no mapa e tem a sua origem na comparação de dois mapas (padrão/referência e classificação). De acordo com Rocha e Morgado (2007) para que a matriz de contingência apresente resultados satisfatórios, deverá conter no mínimo 50 amostras por cada classe de uso do solo e os parâmetros estatísticos equilibrados.

Na figura 16 é apresentada a forma de organização da matriz de contingência de acordo com Congalton e Green (1999). Esta figura explica a organização das classes e nela consta a dupla entrada (linhas e colunas). As linhas correspondem ao conjunto de teste e as colunas à classe do resultado da classificação. A estrutura da matriz de contingência, torna a operação do cálculo de várias métricas mais rápidas (exactidão global), bem como os cálculos de exactidão do produtor (*producers accuracy*), a exactidão do utilizador (*users accuracy*), os erros de comissão (*commission errors*) e erros de omissão (*omission errors*).

Os componentes da diagonal principal da matriz de contingência representam o número de *pixels* correctamente classificados. A análise da exactidão global da classificação é resultante da soma das unidades bem classificadas dividido pelo número total das unidades. Este cálculo pode ser realizado ao nível de cada classe. Os componentes que se encontram fora da linha diagonal representam o número de *pixels* que foi mal classificado, sendo conhecidos como erros de omissão. Os componentes da coluna fora da diagonal representam os *pixels* classificados de outras classes que foram excluídos durante a classificação e são conhecidos como erros de comissão.

		Unidades Observadas			Total n_i	Erro de Comissão (%)	Exactidão do Produtor (%)
		Classe 1	Classe 2	Classe K			
Unidades Classificadas	Classe 1	n_{11}	n_{12}	n_{1k}	n_{1+}	$(n_{1+}-n_{11})$ / n_{1+} $\times 100\%$	100 - Erro de Comissão
	Classe 2	n_{21}	n_{22}	n_{2k}	n_{2+}	$(n_{2+}-n_{22})$ / n_{2+} $\times 100\%$	100 - Erro de Comissão
	Classe K	n_{k1}	n_{k2}	n_{kk}	n_{k+}	$(n_{k+}-n_{kk})$ / n_{k+} $\times 100\%$	100 - Erro de Comissão
Total n_{+j}		n_{+1}	n_{+2}	n_{+k}	n		
Erro de Omissão (%)		$(n_{+1}-n_{11})$ / (n_{+1}) $\times 100\%$	$(n_{+2}-n_{22})$ / (n_{+2}) $\times 100\%$	$(n_{+k}-n_{kk})$ / (n_{+k}) $\times 100\%$			$i = n^\circ$ de linhas $j = n^\circ$ de colunas
Exactidão do Utilizador (%)		100 - Erro de Omissão	100 - Erro de Omissão	100 - Erro de Omissão			

Figura 14 - Matriz de contingência; **Fonte:** Adaptado de Congalton e Green (1999)

Congalton e Green (1999) referem que a exactidão do utilizador revela as percentagens das classes correctamente classificadas em relação ao total das classes observadas e usadas como referência. Em oposição a esta métrica, analisam com total de 100%, e quando se faz a soma com a primeira, obtendo o erro de omissão, que mostra a percentagem das classes classificadas que estão erradas que acabam por afectar as outras classes. A exactidão do produtor representa as percentagens das classes que foram bem classificadas em relação ao total das classes classificadas no processamento, resultando assim no erro de comissão, que indica a percentagem de unidades classificadas numa categoria e foi atribuída noutra classe (Congalton e Green (1999)).

IV.5.2. Coeficiente *Kappa*

O coeficiente *Kappa* é uma técnica multivariada discreta e usada para avaliar a precisão da classificação de uma matriz. E também serve como uma medida de concordância entre os totais das linhas e das colunas, ou seja, melhora a concordância que existe entre os dados de classificação e os dados de referência (Anand, 2017). Para Congalton e Green (1999) o coeficiente *Kappa* é muito usado para análise de exactidão em vários estudos e é visto como uma das técnicas que melhor avalia a exactidão.

Para estimar a exactidão das classificações é frequente o uso do coeficiente *Kappa* (Hudson e Ramm, 1987). Para Hudson e Ramm (1987) o coeficiente *Kappa* avalia a exactidão das classificações por meio de uma matriz de contingência. Sendo que, estes valores são obtidos a partir dos dados propostos por Landis e Koch (1977).

Quadro 6. Coeficiente *Kappa* e qualidade do classificador

Valor do coeficiente <i>Kappa</i>	Qualidade da classificação
0.01	Péssima
0.01 a 0.20	Ruim
0.21 a 0.40	Razoável
0,41 a 0.60	Boa
0.61 a 0.80	Muito boa
0.80 a 1.00	Excelente

Fonte Adaptado de Landis e Koch (1977)

O coeficiente *Kappa* é calculado com base na seguinte expressão algébrica:

$$\text{Coeficiente } k\text{appa} = \frac{n \sum^k i = 1 n i j - \sum^k i = 1 n i + n j}{n^2 - \sum^k i = 1 n i + n j} \quad (15)$$

Onde:

n= número de unidades amostradas

k= número de classes

i = número de linhas

j = números de colunas

CAPÍTULO V. Resultados

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos dos processamentos de dados, bem como, as variáveis de entrada que serviram para testar a metodologia proposta, com as respectivas matrizes de contingências dos resultados da classificação de orientação por segmentos da classificação orientada por objectos com algoritmo de *multiresolution* e dos resultados da classificação “*pixel por pixel*”, com o algoritmo de Máxima Verossimilhança. E os *softwares* utilizados foram o ArcGIS versão 10.5.1 e o *eCognition Developer 9*.

V.1. Resultados dos Índices

V.1.1. Índices de Vegetação por Diferença Normalizada

As figuras 15 e 16 representam os cálculos do NDVI (banda 8 e a banda 4 para o S-2 e a banda 5 e a banda 4 para L-8). Sendo que, o infravermelho realça a biomassa de cada *pixel* da imagem e podem diferenciar a vegetação activa da vegetação não activa. O índice de NDVI define as linhas costeiras, uma vez que estas têm baixo nível espectral nestas duas bandas e os valores do NDVI são referentes à vegetação, e variam de -1 e +1. Por outro lado, quando os valores do NDVI estiverem mais próximo de +1, quer dizer maior vegetação, e quando estiverem próximo de -1 indicam ausência de vegetação ou zonas não vegetadas (Rosendo, 2005).

Verificamos que os valores mínimos do NDVI identificados nos dados S2 foram de -0.61. Os valores encontram-se representados na tonalidade de castanho-escuro, e os valores intermediários do NDVI foram de 0.23 e representados na tonalidade verde são os valores máximos do NDVI, que correspondem a determinados *pixels* em zonas de maior cobertura vegetal, com cerca de 0.68. Nos dados Landsat-8, os valores mínimos do NDVI identificados foram de -0.14, os valores médios foram de 0.16 e os valores máximos do NDVI foram de 1.

Os elevados índices de NDVI observados no resultado dos dados L8 demonstram-nos uma vegetação muito densa, com boas características para o desenvolvimento da prática da agricultura. O resultado do NDVI dos dados S2 corresponde aos atributos de pouca vegetação. Para avaliar melhor o resultado do NDVI são apresentados no quadro 7

os valores máximos, médios e mínimos do NDVI e dá para observar que os valores máximos dos dados Sentinel-2 apresentam pouca variação, sendo que, o maior valor foi de 0.68; é o valor médio foi de 0.23 e o valor mínimo do NDVI foi de -0.61, ao passo que, os dados Landsat-8 apresentou valores máximos de 1 e com maior variação evidenciado assim a prática de agricultura; e floresta densa e o seu valor médio foi de 0.16 e o valor mínimos foi -0.14. No entanto, os dados Landsat-8 apresentaram um valor máximo de 1 e com maior variação evidenciando assim a prática de agricultura e floresta densa.

Quadro 7. Resultados da classificação estatísticas do NDVI dos dois dados L8 e S2

Landsat-8				Sentinel-2			
Máximo	Médio	Mínimo	Desvio-Padrão	Máximo	Médio	Mínimo	Desvio-Padrão
1	0,05	-0,14	0,09	0,86	0,21	-0,74	0,22

Figura 15 - Mapa NDVI dados Landsat-8

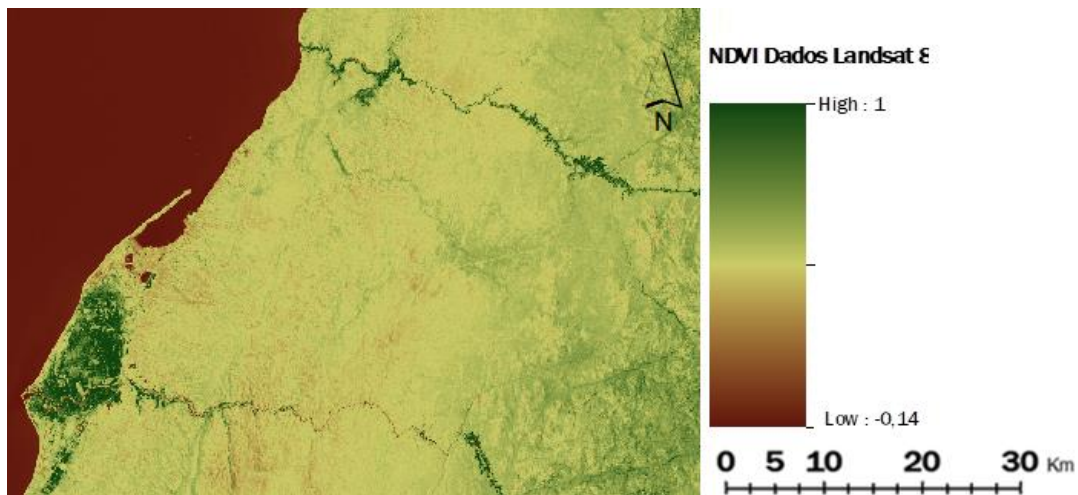
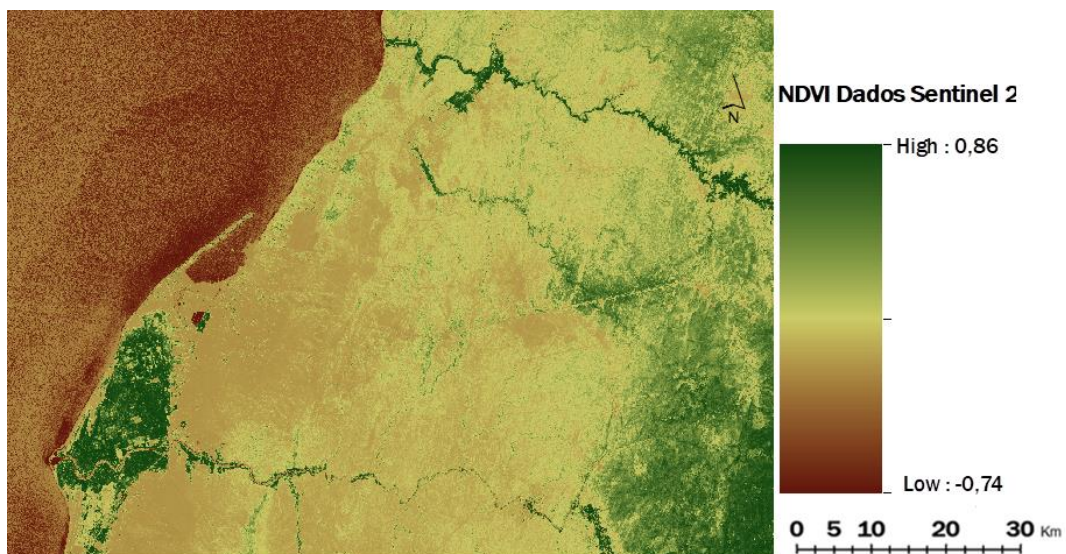


Figura 16 - Mapa NDVI dados Sentinel-2



Neste estudo, os dados do índice de NDVI serviram para avaliar as modificações ocorridas na cobertura vegetal nos municípios de Catumbela e Lobito. Os valores mínimos do NDVI identificados nos dois mapas representam as zonas com vegetação espaçada, áreas urbanas e a baía do Lobito. Os valores mais elevados do NDVI indicam maior cobertura e vigor da vegetação, estes foram identificados no delta do Catumbela (zona onde é exercitada a agricultura de subsistência para população da Catumbela e algumas populações do Lobito), a norte e nordeste do Lobito (zona que fazem parte as comunas de Canjala e Egipto praia onde a agricultura e a pesca são as bases do desenvolvimento daquela população) e as outras áreas representam a vegetação densa.

V.1.2. Índice de Humidade por Diferença Normalizada

Nas figuras 17 e 18 são apresentados os resultados dos mapas do NDMI de dados L8 e S2. Este índice é visto como um ótimo indicador e está associado a captura das variações da humidade da vegetação. O NDMI usa as bandas espectrais do infravermelho próximo e do infravermelho médio (banda 8 e banda 11 para o S-2 e a banda 5 e banda 6 para L-8).

Figura 17 - Mapa NDMI dados Landsat-8

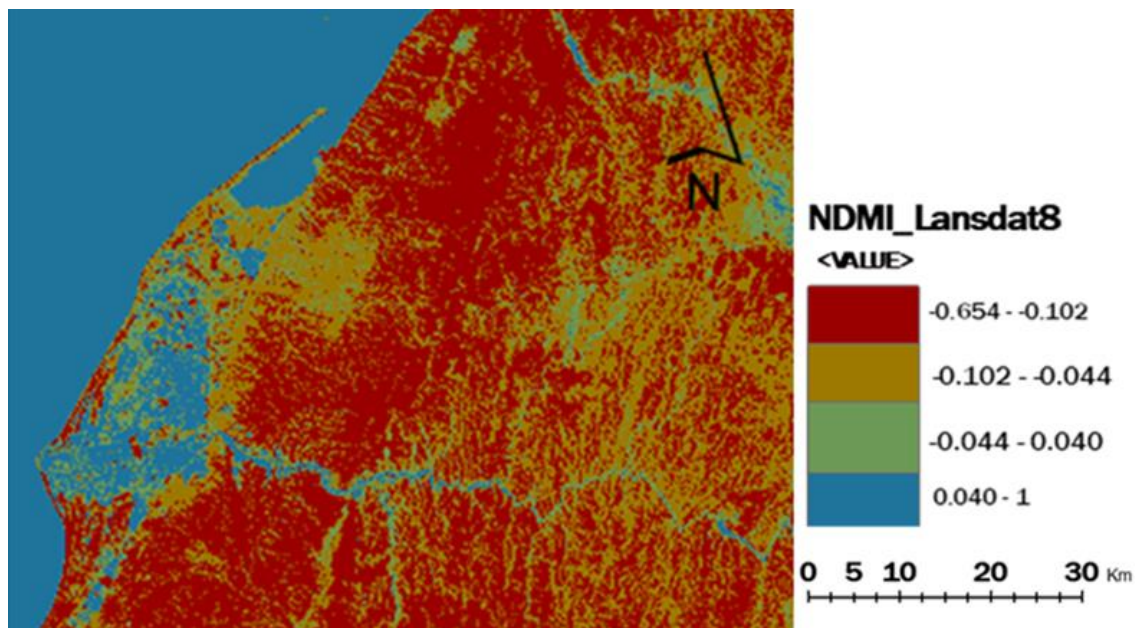
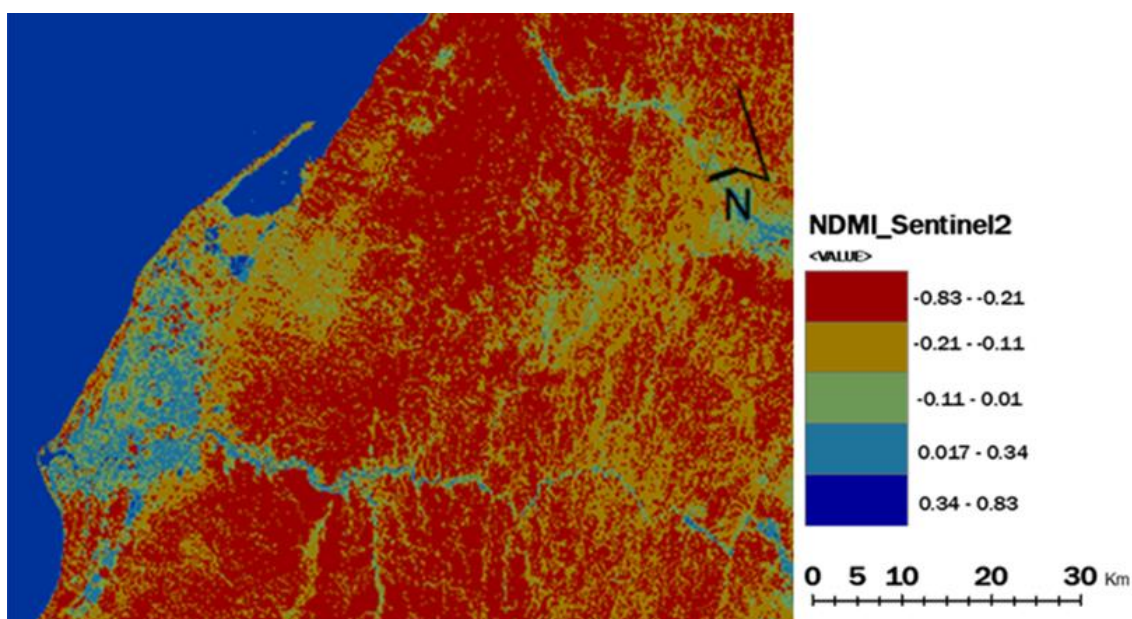


Figura 18 - Mapa NDMI dados Sentinel-2



Os índices radioactivos NDVI, NDWI e NDMI foram calculados para estimar o desempenho da extração da água superficial a partir dos dados L8 e S2. Para a interpretação visual da água, o comprimento de onda do infravermelho próximo (NIR) é mais utilizado devido à forte absorção da água que é fortemente reflectida pela vegetação terrestre e pelo solo seco. Contudo, a banda do comprimento de onda do NIR foi usada devido à sua maior capacidade de discriminar as zonas de água na terra.

Os resultados do NDMI indicam que os valores mais baixos foram registados na baía do Lobito, nas linhas de água e nas zonas cultivadas. Os valores médios foram registados nas áreas urbanas, solo descoberto, rocha exposta e os valores mais altos foram registados em boa parte da área de estudo.

V.1.3. Índice da água por Diferença Normalizada

O NDWI é um óptimo agente para o estresse hídrico das plantas (ver figuras 19 Landsat-8 e 20 Sentinel-2). Este índice, ideal para detectar o teor de água da folha de vegetação a partir do espaço, tem sido muito utilizado em Detecção Remota. Sendo um indicador numérico, esta origem dos dados de satélites a partir das faixas espectrais do NIR (infravermelho próximo) e do SWIR (infravermelho de ondas curtas) (Gao, 1996).

Em Detecção Remota o NDWI é útil na medida em que, permite avaliar o mapeamento dos corpos de água; discriminação de águas no interior dos corpos de água em mar aberto e no teor de água da folha de vegetação. O corpo de água possui uma forte capacidade de absorção e baixa radiação na faixa dos comprimentos de onda visíveis para o infravermelho próximo. Os valores do NDWI variam entre -1 a +1 McFeeters (1996), dependendo do teor da água nas folhas das plantas e da cobertura de vegetação. No seu cálculo foram usadas as faixas espectrais do verde e infravermelho próximo diferente dos dados Landsat-8 e Sentinel-2 e do NDWI proposto por Gao (1996).

Figura 19 - Mapa NDWI dados Landsat-8

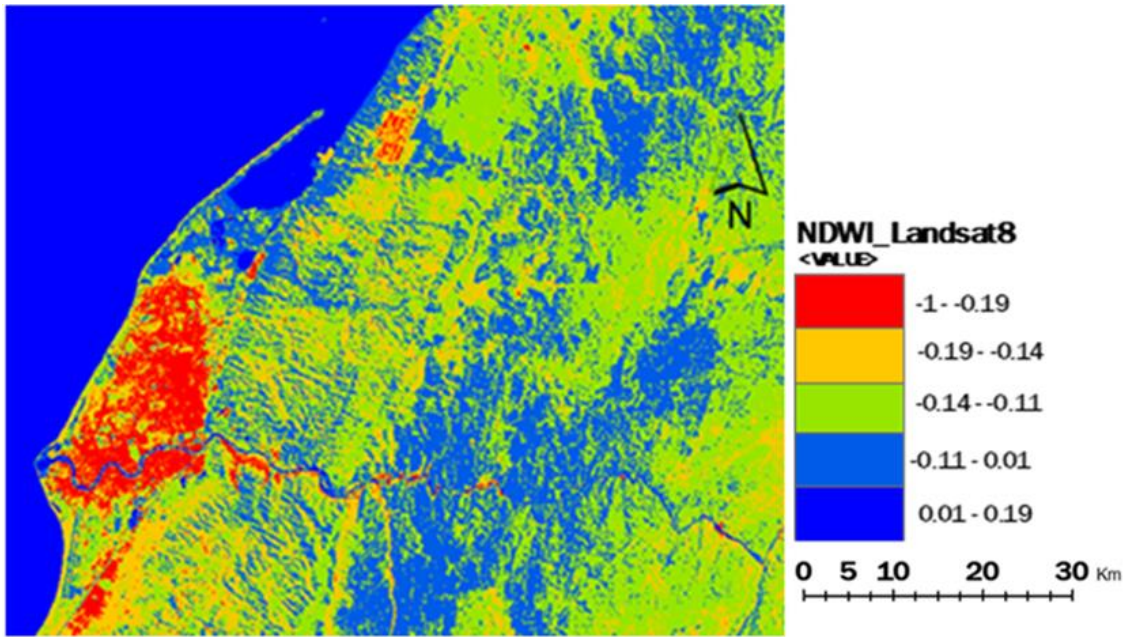
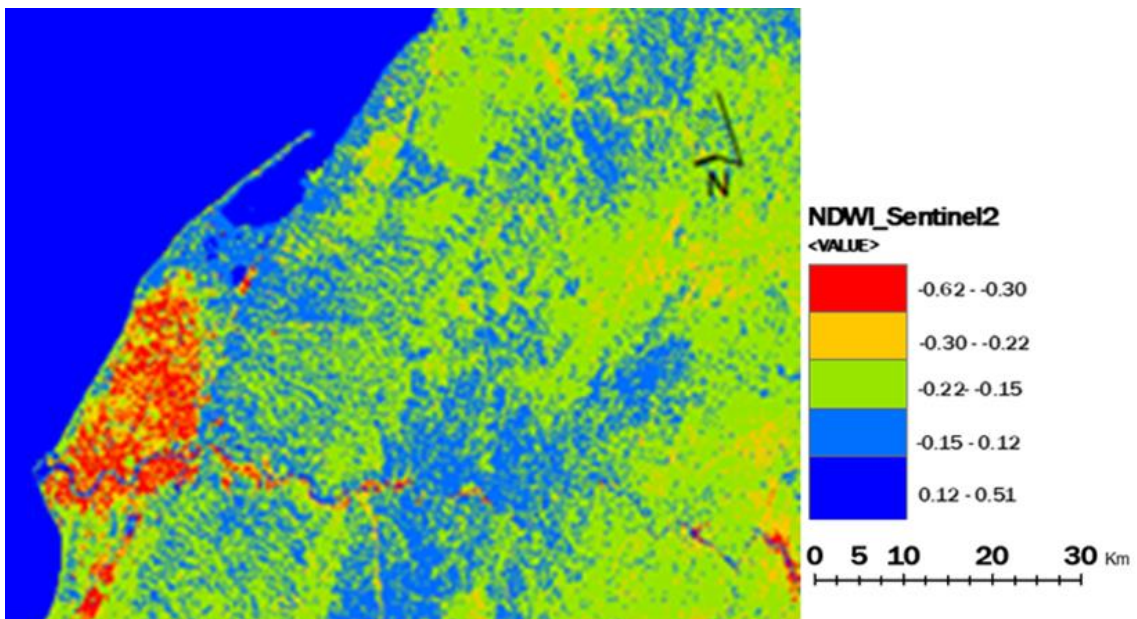


Figura 20 - Mapa NDWI dados Sentinel-2



Para o cálculo do NDWI usaram-se as radiações de $0.55\mu\text{m}$ da banda 3 do espectro visível que correspondem à cor verde e $0.86\mu\text{m}$ para a banda 5 do infravermelho próximo dos dados L8. Para os dados S2 usaram-se as radiações de $0.560\mu\text{m}$ da banda 3 do espectro visível, que corresponde à banda de cor verde e $0.842\mu\text{m}$ da banda 8 do infravermelho próximo. O resultado permitiu-nos identificar e visualizar os cursos de

água existentes na área de estudo e os valores mais baixos do NDWI que foram encontrados em zonas de cultivo e os médios que foram encontrados em zonas urbanas.

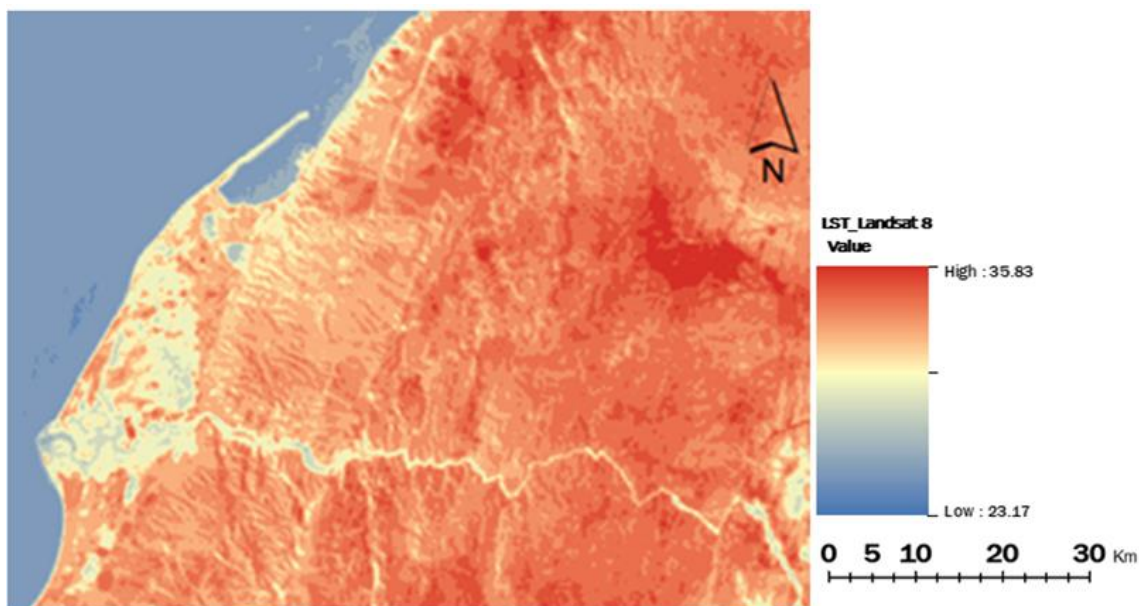
Na análise feita nos dois mapas de NDWI, é possível observar que os maiores valores de NDWI se encontram representados a azul correspondendo ao alto teor de água da vegetação e alta cobertura de fracção de vegetação. Os valores baixos dos NDVI representados a vermelho correspondem ao baixo teor de água da vegetação e baixa cobertura de fracção vegetação.

V.1.4. Carta da Temperatura da Superfície Terrestre

A temperatura de superfície terrestre é uma variável essencial que serve para avaliar os processos de superfície terrestre no local até a global. A temperatura de superfície também está ligada aos fluxos de calor radioativos, latentes e sensíveis de interface da atmosfera de superfície.

Vários autores afirmam que a temperatura de superfície terrestre tem sido utilizada na monitorização das mudanças do aquecimento climático; na detecção e caracterização da seca, do estresse das plantas, do consumo da água; nas análises da mudança do ocupação do solo; na origem de mapas de cobertura de neve e humidade (Fisher *et al.*, 2008; Jedlovec *et al.*, 2008; Stöckli, 2013; Sobrino *et al.*, 2016; Gallego-Elvira *et al.*, 2013; Mu *et al.*, 2013; Hulley *et al.*, 2014; Anderson *et al.*, 2016a, 2016b e Semmens *et al.*, 2016).

Figura 21 - Carta da Land Surface Temperature dados dos Landsat-8



Os resultados da temperatura de superfície terrestre foram testados pelos algoritmos *Mono-Window* e utilizando apenas os dados Landsat-8 OLI/TIRS. A emissividade espectral, que tem sido uma das variáveis essenciais para derivação da temperatura de superfície terrestre que foi testada usando os resultados obtidos no cálculo do NDVI. Neste trabalho usamos o cálculo da temperatura de superfície terrestre para a identificação das áreas urbanas dos municípios de Catumbela e Lobito.

É igualmente possível observar alguns pontos essenciais na figura 24, que apresentam uma temperatura em graus centígrados e os valores variaram entre 23,17 a

35,83°C. A temperatura baixa corresponde aos corpos de água azul e a temperatura mais elevada foi de cerca de 35,83°C, correspondendo à área de assentamentos, rochas exposta, solo descoberto, floresta densa, vegetação espaçada, zonas húmidas, terras cultivadas e está representado a castanho.

V.2. Resultado das Classificações

V.2.1. Classificação Orientada por Segmentos

As áreas de treinamento do processo de classificação orientada por segmentos permitiram a análise e a identificação das classes de interesse, que constam nas imagens de segmentação (ver figuras 22 dos dados Landsat-8 e 23 dos dados Sentinel-2), geradas no *software eCognition 9.0*, pelo algoritmo *multiresolution*, em 150 polígonos para os dados L8 e 30 polígonos dos dados S2.

A extração dos objectos foi criada utilizando o algoritmo de segmentação *multiresolution*, uma vez que, esta apresenta o melhor desempenho no delineamento dos objectos em imagens de resolução. Esta opção está disponível no *software eCognition Developer (Ecognition 9.0, 2014)* e a classificação orientada por segmentos foi feita no mesmo *software*. O procedimento da descrição do algoritmo é utilizado para um determinado número de objectos de imagem, que atende a determinados critérios de heterogeneidade e homogeneidade. Este procedimento não se baseia apenas em *pixels* individuais, baseia-se igualmente a objectos ou segmentação das imagens.

O algoritmo de segmentação *multiresolution* é uma técnica de abordagem *bottom-up* que começa com a análise dos dados digitais para extracção de objectos de um pixel, é também um procedimento de optimização local. A segmentação *multiresolution* foi determinada a partir da combinação de parâmetros para compactar, e através da criação de segmentos para a construção dos objectos a partir do *software eCognition 9.0*. Para os dados L8 e S2 foi utilizado o nível 1 (mínimo e máximo disponível), a configuração de segmentação foi de cerca de 1.1.1, o critério da composição da homogeneidade espacial para factor da forma foi de cerca de 0.1 e para a compactidade e suavidade espectral foi utilizado o valor de 0.5 e o peso do uso das camadas foi definido no parâmetro na escala 150 para Landsat-8, e para Sentinel-2 foi 30.

O valor do parâmetro da escala determina a variação máxima da possível heterogeneidade provocada pela fusão dos vários objectos, ou seja, o valor do parâmetro da escala define a melhor resolução da imagem. Em alguns casos, quanto maior for o parâmetro da escala, maior é o resultado da segmentação *multiresolution* ou mesmo o resultado da segmentação é determinado pela definição do parâmetro de escala.

Figura 22 - Amostra de imagem segmentada pelo algoritmo multiresolution com escala 150, dados

Landsat-8

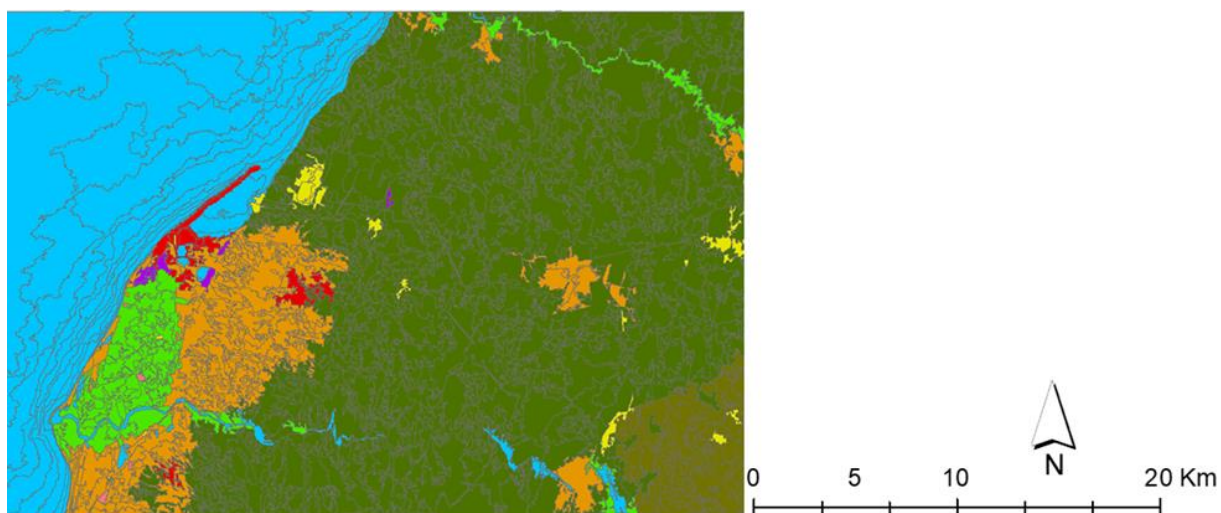
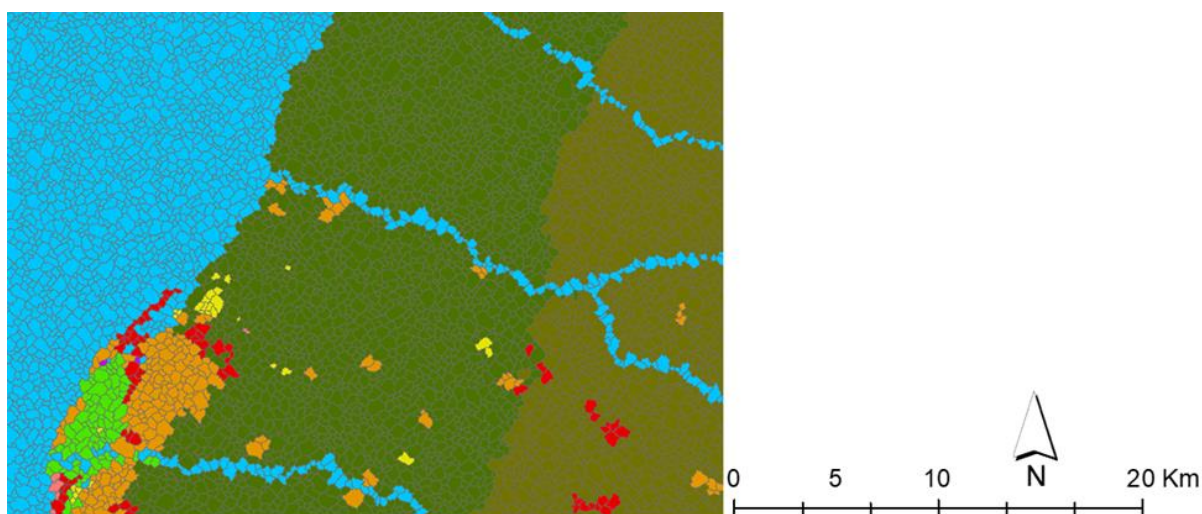


Figura 23 - Amostra de imagem segmentada pelo algoritmo multiresolution com escala 30, dados Sentinel-2



Na classificação das amostras de treinamento, os padrões vizinhos mais próximos foram usados para hierarquizar as classes. Para este passo, os dados foram classificados usando a base de dados de classificação vizinho mais próximo para a produção de conjuntos de classes espectrais, que representaram uma variação na imagem.

O mapa da classificação orientação por objectos foi gerado tendo em conta (i) Imagens de entrada; (ii) segmentação *multiresolution*; (iii) hierarquia dos objectos da imagem; (iv) criação da hierarquia das classes; (v) classificação usando amostras de

treinamento e padrões vizinhos mais próximos; (vi) segmentação com base a classificação; (vii) repetição das etapas de classificação para poder obter melhor resultado e (viii) classificação final.

Figura 24 - Resultado final da classificação orientada por segmentos dados Landsat-8

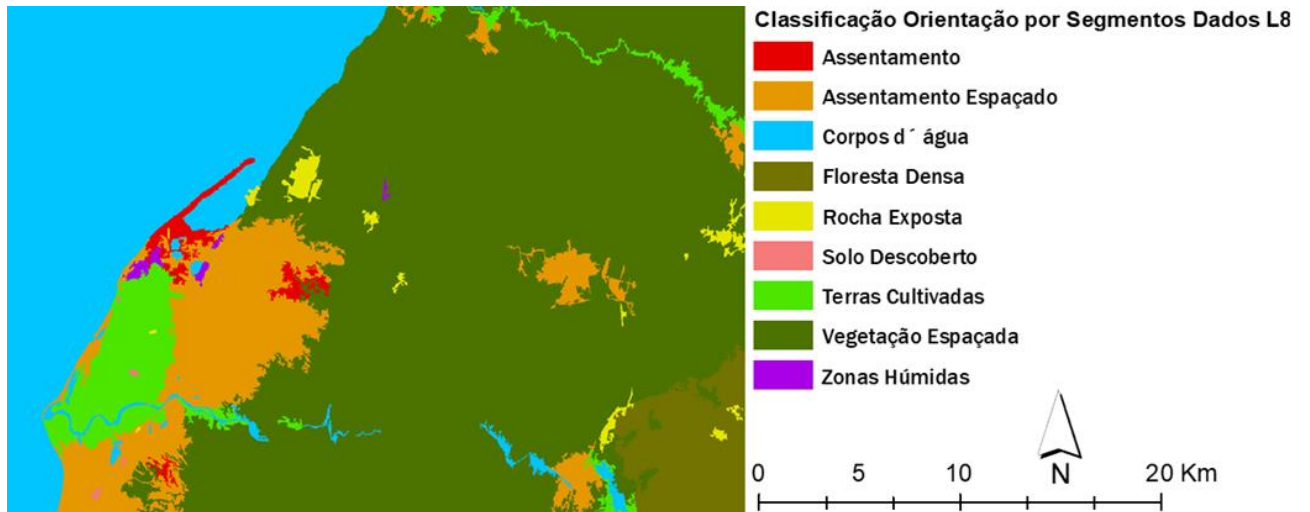
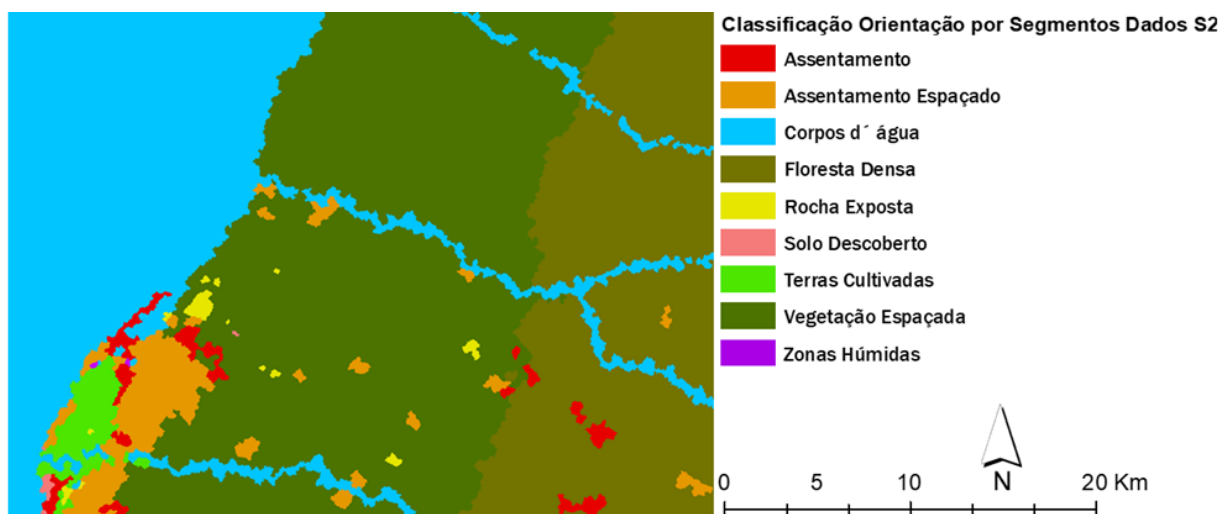


Figura 25 - Resultado final da classificação orientada por segmentos dados Sentinel-2



A hierarquia dos *pixels* da imagem ou criação da hierarquia das classes é um processo bastante importante para a classificação no *eCognition*. Para este trabalho foram criadas nove classes, noemedamente, (i) assentamento, (ii) assentamento espaçado, (iii) corpos d' água, (iv) floresta densa, (v) vegetação espaçada, (vi) solo descoberto, (vii) rochas expostas, (viii) terras cultivadas e (ix) vegetação espaçada. A estrutura de hierarquia de classificação foi definida tendo como base as imagens de L8 e S2.

V.2.2. Classificação Orientada por Objectos

As áreas de treino do processo de classificação orientada por objectos permitiram a identificação das classes de interesse que constam das imagens de segmentação (ver figuras 26 dos dados Landsat-8 e 27 dos dados Sentinel-2) geradas no *software eCognition 9.0*, pelo algoritmo *multiresolution*, em 120 polígonos para os dados L8 e 10 polígonos dos dados S2.

A extração dos objectos foi feita através do algoritmo de segmentação *multiresolution*, uma vez que este apresenta melhor desempenho na demarcação dos objectos em imagens de resolução. Esta opção está disponível no *software eCognition Developer (Ecognition 9.0, 2014)* e a classificação orientada por objecto foi feita no mesmo programa. Este *software* serve para a classificação de imagens orientada por objecto. O procedimento da descrição do algoritmo é usado para um determinado número de objectos de imagem, que atende determinados critérios de heterogeneidade e homogeneidade. Este procedimento não se baseia apenas em *pixels* individuais, mas também se baseia em objectos ou segmentação das imagens.

A segmentação *multiresolution* foi determinada a partir da combinação de parâmetros para compactar, e através da criação de segmentos para a construção dos objectos a partir do *software eCognition 9.0*. Para os dados L8 e S2 foi utilizado o nível 1 (mínimo e máximo disponível), a configuração de segmentação foi de cerca de 1.1.1, o critério da composição da homogeneidade espacial para factor da forma foi de 0.1, e para a compactidade e suavidade espectral foi utilizado o valor de 0.5 e o peso do uso das camadas foi definido no parâmetro da escala 120 para os dados Landsat-8, e para os dados Sentinel-2 foi atribuído o valor 10. Constituído a definição os parâmetros, o *eCognition* produz uma nova imagem com um novo agrupamento de *pixels*.

A classificação orientada por objectos realizada no *software eCognition*, através do algoritmo *multiresolution nearest Neighbor*, obedeceu a escolha das três características de identificação espacial do objecto, nomeadamente: (i) a *cor* que define o valor digital de cada pixel; (ii) a *cor e textura* que definem a métrica da textura de forma a conferirem melhor resultado e (iii) a *cor e contexto* que adiciona o valor digital de cada pixel, permitindo a separação das áreas pelo contexto (exemplo distingue-se os

assentamentos dos assentamentos espaçados). Constituído a definição os parâmetros, o *eCognition* produz uma nova imagem com um novo agrupamento de *pixels*.

Figura 26- Amostra da imagem orientada por objectos pelo algoritmo *multiresolution* com escala 120, dados Landsat-8

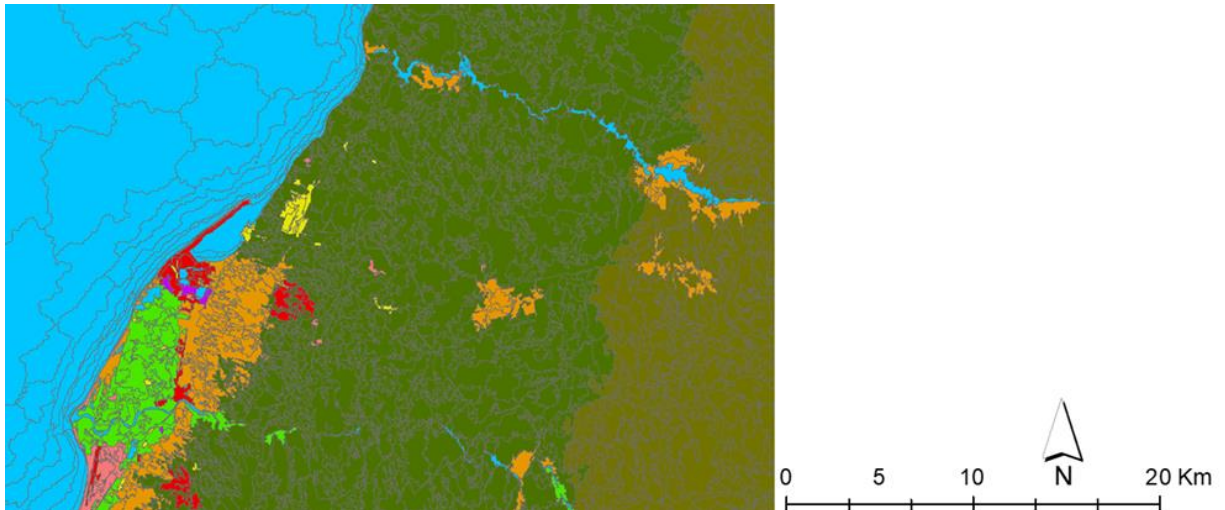
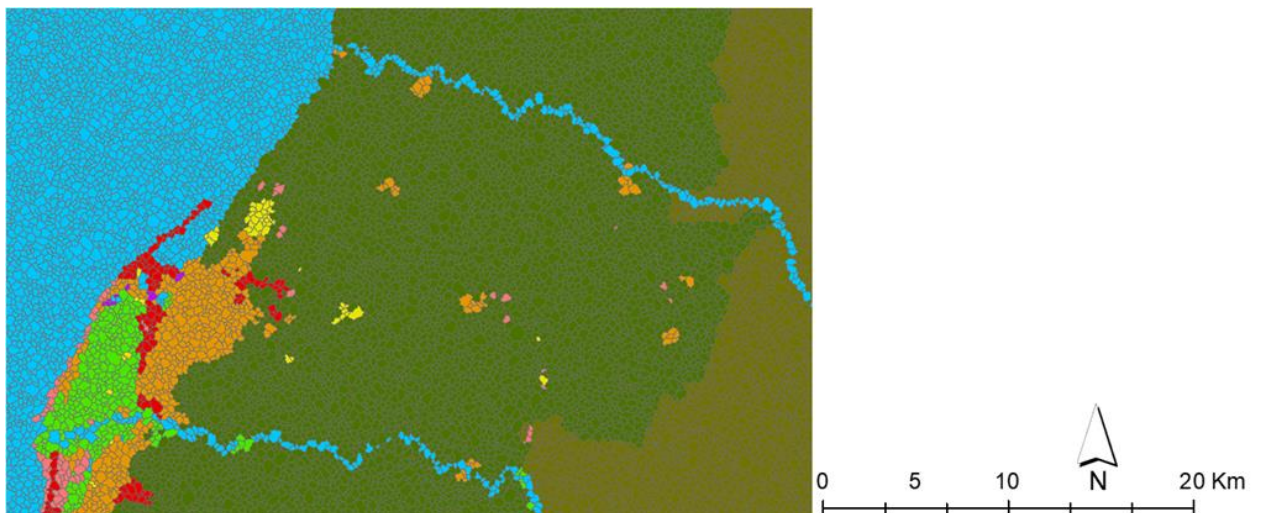


Figura 27 - Amostra da imagem orientada por objectos pelo algoritmo *multiresolution* com escala 10, dados Sentinel-2



A hierarquia dos objectos da imagem ou criação da hierarquia das classes é bastante relevante para o sucesso da classificação no *eCognition*. Para este trabalho foram definidas nove classes (1) Assentamento, (2) Assentamento Espaçado, (3) Corpos d'água, (4) Floresta Densa, (5) Vegetação Espaçada, (5) Solo Descoberto, (7) Rochas Expostas, (8) Terras Cultivadas e (9) Vegetação Espaçada. A estrutura de hierarquia de classificação foi realizada usando imagens de Landsat-8 e Sentinel-2.

Figura 28 - Resultado final da classificação orientação por objectos dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Landsat-8

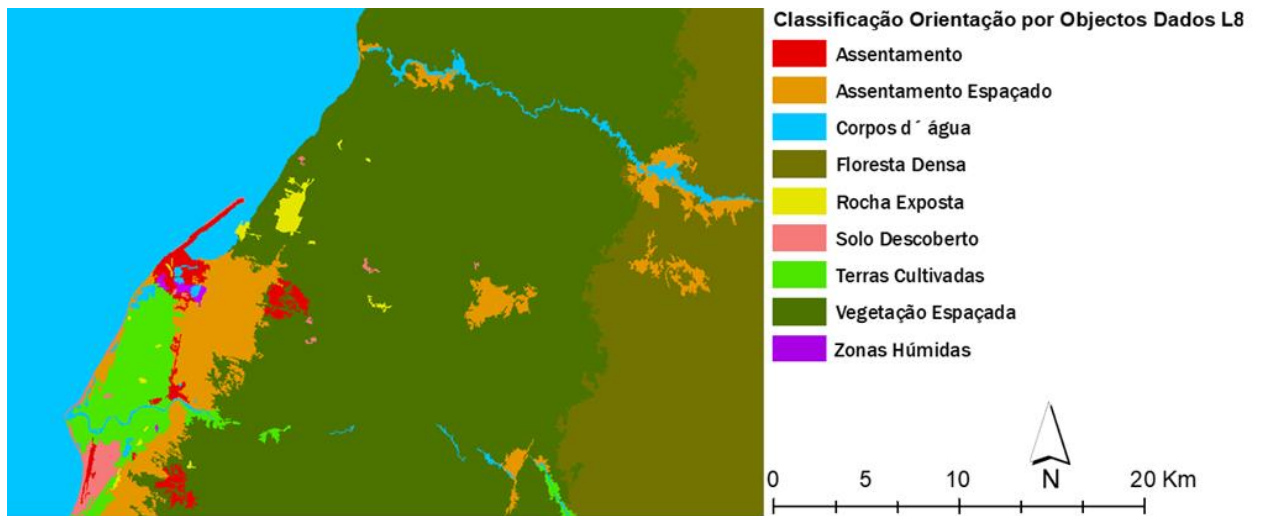
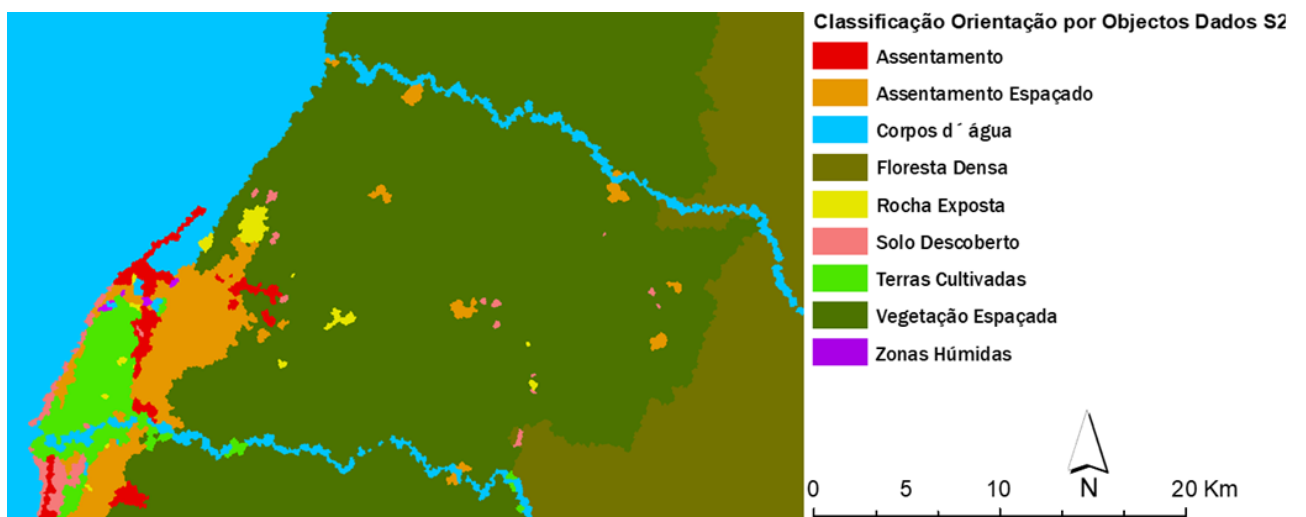


Figura 29 - Resultado final da classificação orientação por objectos dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Sentinel-2



Na classificação das amostras de treinamento, os padrões vizinhos mais próximos foram usados para hierarquizar as classes. Para este passo, os dados foram classificados usando a base de dados de classificação vizinho mais próximo para a produção de conjuntos de classes espectrais, que representaram uma variação na imagem. As áreas de treinamento foram seleccionadas a partir dados Landsat-8 e Sentinel-2 para gerar áreas de formação mais detalhadas. Para gerar o mapa da classificação orientação por objectos foram seguidos os seguintes passos: 1) Imagens de entrada; 2) segmentação *multiresolution*; 3) hierarquia dos objectos da imagem; 4) criação da hierarquia das classes; 5) classificação usando amostras de treinamento e padrões vizinhos mais

próximos; 6) segmentação com base a classificação; 7) repetição das etapas de classificação para poder obter melhor resultado e 8) classificação final.

V.2.3. Classificação *pixel por pixel*

Os mapas de uso do solo (ver figuras 30 e 31) constituem o produto da qualidade aceitável, com base na informação espectral de cada *pixel* da classificação de Máxima Verossimilhança que foi feita usando o classificador de MAXVER. Tendo em conta os objectivos propostos no trabalho e os resultados das classificações, esta qualidade está direccionada na exactidão da classificação, visto que, aproxima-se à realidade dos municípios em estudo.

Figura 30 - Mapa de classificação supervisionada de máxima verossimilhança dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Landsat-8

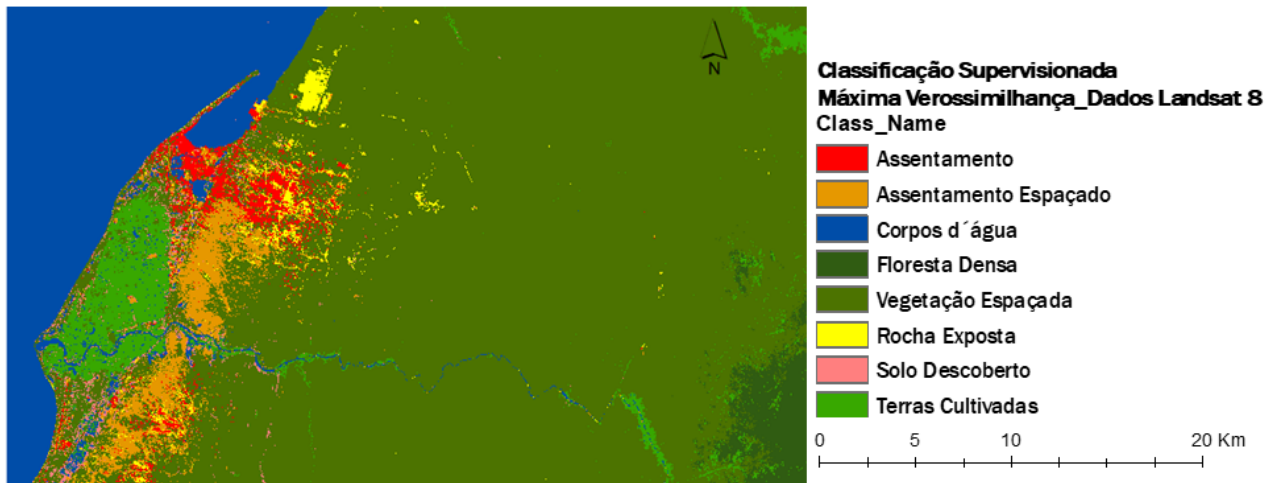
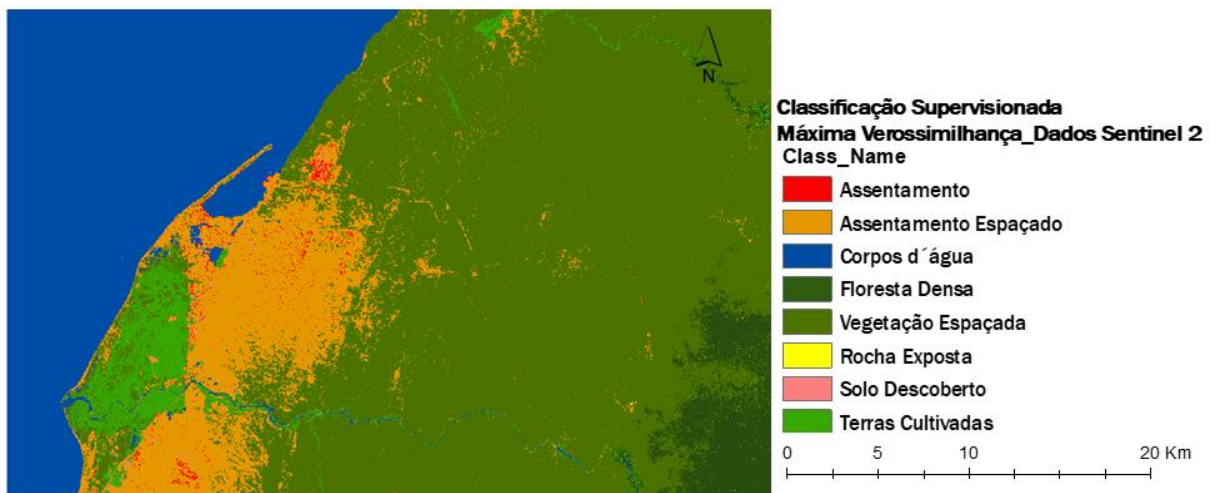


Figura 31 - Mapa de classificação supervisionada de máxima verossimilhança dos municípios de Catumbela e Lobito dos dados Sentinel-2



Para obtermos as imagens classificadas pelo algoritmo de máxima verossimilhança nos dados L8 e S2, foi necessário fazer mais de 10 tentativas com o intuito de obter um resultado aceitável. Na classificação com algoritmo de máxima verossimilhança, as componentes-chaves são média, variância e co-variância que podem ser recuperadas no momento ou nos dados de treinamentos, e atribuídas em função a sua probabilidade de pertencer a uma classe particular.

Pode observar-se nos resultados dos dados L8 e S2, que há uma mistura das suas classes no assentamento e no assentamento espaçado, outra classe que também aparece misturada à outra classe nos dados S-2 é a classe do solo exposto que aparece misturada no solo descoberto. Este problema tem sido característico das classificações supervisionadas de dados que às vezes apresentam pouca resolução radiométrica. Um outro dado registado na classificação de máxima verossimilhança é o resultado final dos dois dados que nos demonstrou muita eficiência, sendo que a matriz de contingência compara os resultados da classificação dos dados e obtemos uma acurácia global e um coeficiente *Kappa* muito aproximado (ver anexos, nas tabelas 1, 2, 3, 4, 5 e 6).

Os satélites provam ser bem-sucedidos e têm fornecido aos utilizadores grandes volumes de dados que são usados em vários estudos. Estes sensores equipados de instrumentos permitem detectar a radiação electromagnética que vai desde a região do visível ao infravermelho térmico do espectro electromagnético.

CAPÍTULO VI. Discussão dos Resultados

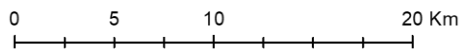
A análise dos resultados permite-nos dar resposta aos objectivos e às perguntas de investigação. Os dados de alta resolução espectral e espacial têm vindo a potenciar o processo de classificação de imagem em áreas urbanas e o planeamento e gestão do território assumindo-se cada vez mais como elemento essencial no progresso e na sustentabilidade ambiental de um território.

O processamento de classificação de imagens exige o conhecimento da área urbana a ser classificada, de modo que as escolhas das áreas de treino sejam apresentadas por cada classe. A discussão dos resultados sistematiza-se em três pontos fundamentais, nomeadamente, (i) análise comparada das potencialidades e limitações sobre os resultados dos índices radiométricos e as classificações feitas através do algoritmo *multiresolution*; (ii) avaliação de precisão do classificador é a etapa fundamental das classificações onde são realizadas as análises sobre o exactidão geral (EG) e o coeficiente *kappa* para cada classificação e (iii) o estudo geral dos resultados.

VI.1. Análise comparada das potencialidades e limitações dos dados S2 e L8 obtidas no processamento de dados de base

No presente trabalho, optámos por uma abordagem multisensor (Landsat-8 e Sentinel-2) e multi-escala (regional e local). Tendo em conta o tipo de abordagem, a escala de análise foi preponderante para a escolha de imagens com diferentes resoluções espaciais. Na figura 32 são apresentadas a comparação das imagens utilizadas e as suas respectivas características espaciais à escala local.

Dados Sentinel-2



Dados Landsat-8

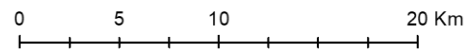
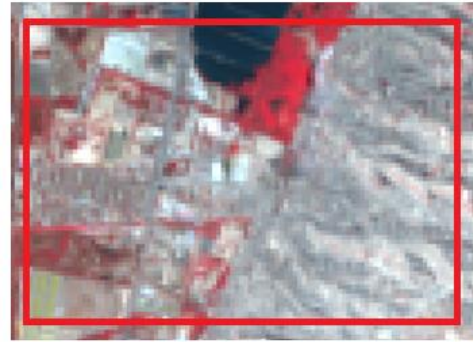
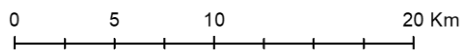
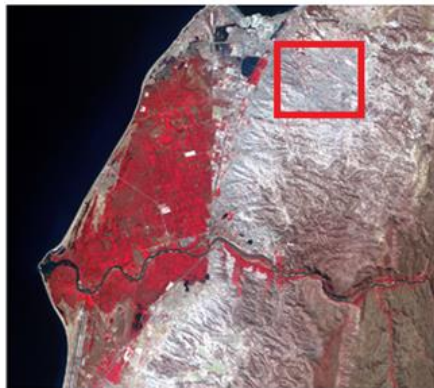


Figura 32 - Visualização da informação espacial de cada um dos satélites (L8 e S2) à escala local

Comparando as duas imagens da figura 33, é possível observar que há diferença ao nível de detalhes de informação bastante significativa. Ou seja, os dados Landsat não apresentam uma boa visualização, o que não se verifica com os dados Sentinel.

Dados Sentinel-2



Dados Landsat-8

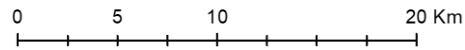


Figura 33 - Visualização da informação espacial de cada um dos satélites (L8 e S2) à escala regional

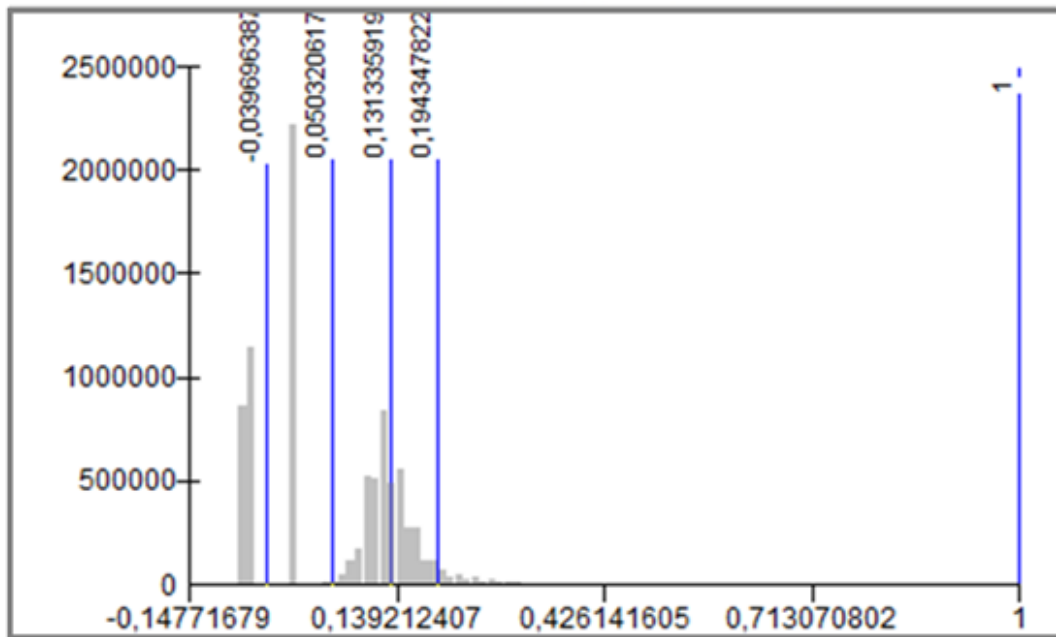
Na figura 33, comparamos a diferença de resolução espacial com os dados da escala regional. Nesta comparação é igualmente possível observar que a diferença de resolução espacial e apresenta muito esbatida nos dados L8, e nos dados S2 a resolução espacial encontra-se realçada. Os dados provenientes da DR (NDVI, NDWI, NDMI e a

LST) são vistos como fontes de dados que podem ser utilizados para o entendimento de estudos ambientais e no planeamento territorial.

Os dados de satélite S2 e L8 foram utilizados para diferenciar os mapas do uso do solo e os quatros índices derivados de ambos dados. A utilização dos dados dos satélites S2 e L8 demonstraram ser bastante satisfatórios desde o processamento até aos resultados finais, e em diferentes escalas de análise. O cálculo do NDVI foi um passo fundamental porque possibilitou detectar algumas alterações registadas em muitos casos no momento do *download* dos dados. Importa referir as diferenças existentes nos dois resultados do NDVI, e podemos observá-las nos histogramas das duas imagens na figura 34.

Nos histogramas os valores dos dados da diferença do NDVI demonstram que os dados dos satélites têm uma distribuição desigual, com uma média aproximadamente igual a zero como podemos observar no quadro 7. Contudo, o desvio padrão pode ser utilizado para definir o nível de sensibilidade para detecção das alterações do NDVI.

Landsat-8



Sentinel-2

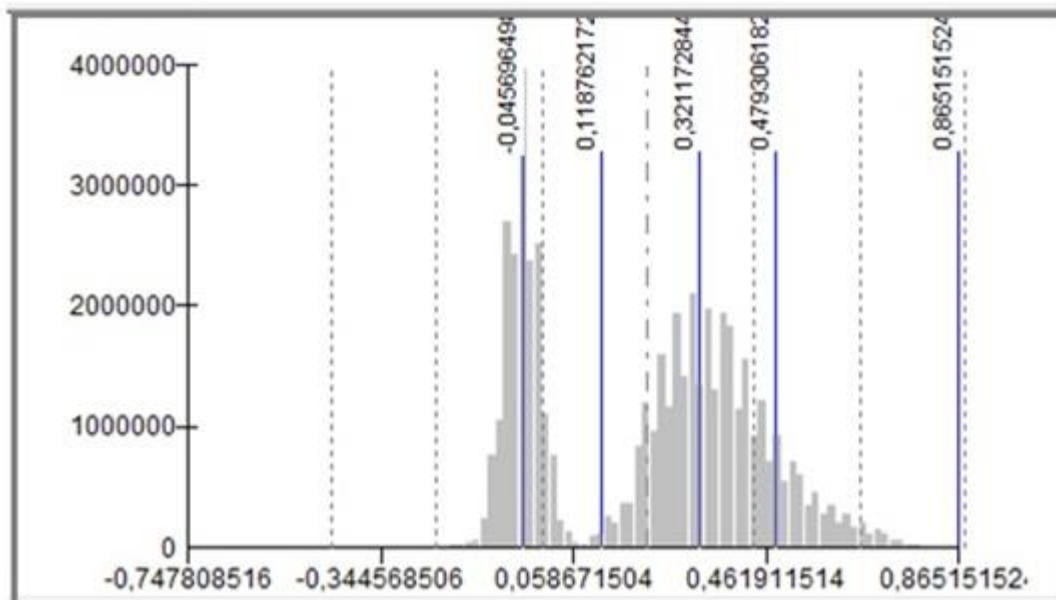


Figura 34 - Histograma das diferenças do NDVI dos dois satélites L8 e S2

Embora apresentem semelhanças, é possível observar uma pequena diferença nos resultados do NDWI entre os dois dados. Ou seja, os dados do S2 apresentam melhor desempenho e valores mais altos comparando com os dados L8. O NDWI e o NDVI, neste trabalho, foram úteis para identificar a cobertura de vegetação e o teor de água da folha de vegetação, e o NDWI melhorou a informação da água de forma eficaz nos dois dados (L8 e S2).

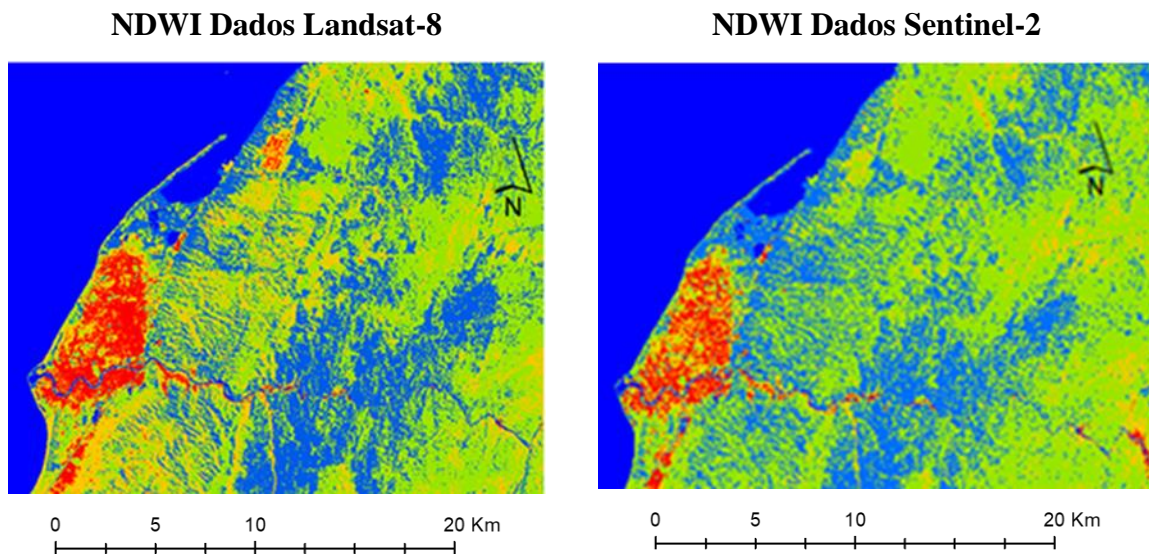


Figura 35 - Amostra visual dos NDWI dos municípios de Catumbela e Lobito

Relativamente aos resultados do NDWI, os dados S2 e L8 apresentaram melhor desempenho na monitorização das mudanças na humidade. Os resultados indicam que foram registados nas áreas urbanas, solo descoberto, rocha exposta e os valores mais altos foram registados na maior parte da área de estudo.

NDMI Dados Landsat-8

NDMI Dados Sentinel-2

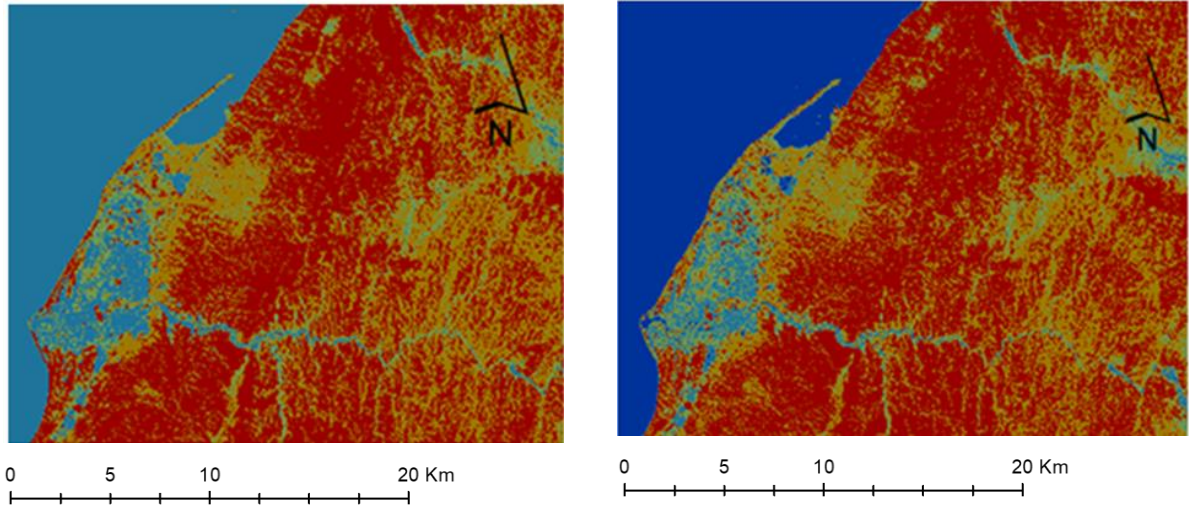
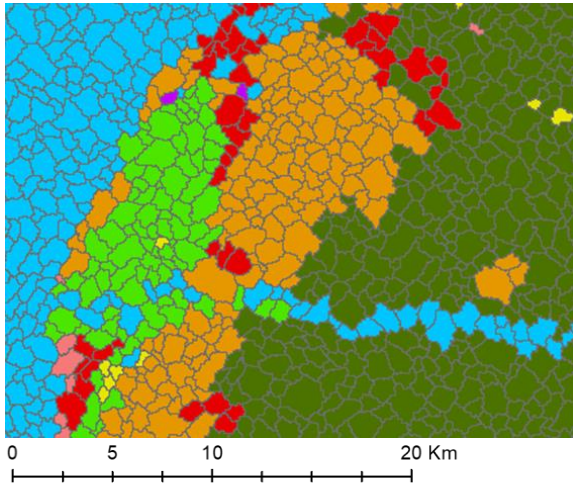


Figura 36 - Amostra visual dos NDMI dos municípios de Catumbela e Lobito

VI.2. Análise comparada das potencialidades e limitações dos processos de segmentação

Na segmentação da imagem feita no *eCognition* 9.0 para os dados S2 e L8, o factor escala que se utilizou foi o algoritmo *multiresolution* e para as classificações orientada por objectos e classificação orientada por segmentos. O número de polígonos foi diferente em cada uma das classificações. Foi preciso várias tentativas até poder atingir o valor escala 150 para a classificação orientada por segmentos dos dados L8 e escala 20 para os dados S2; valor escala 120 para a classificação orientada por objectos dos dados L8 e escala 10 para os dados S2. Na figura 37 é apresentada a comparação de uma amostra visual da classificação orientada por segmentos e na figura 38 é apresentada a comparação de uma amostra visual da classificação orientada por objectos dos primeiros resultados e do final com o qual irá seguir para a classificação.

Amostra visual dos Dados Sentinel-2 escala=30



Amostra visual dos Dados Lansat-8 escala=150

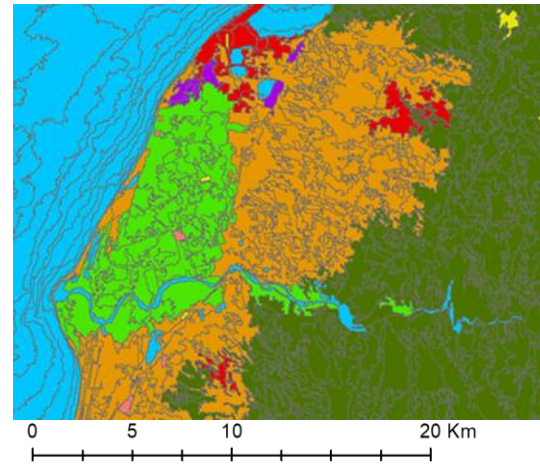
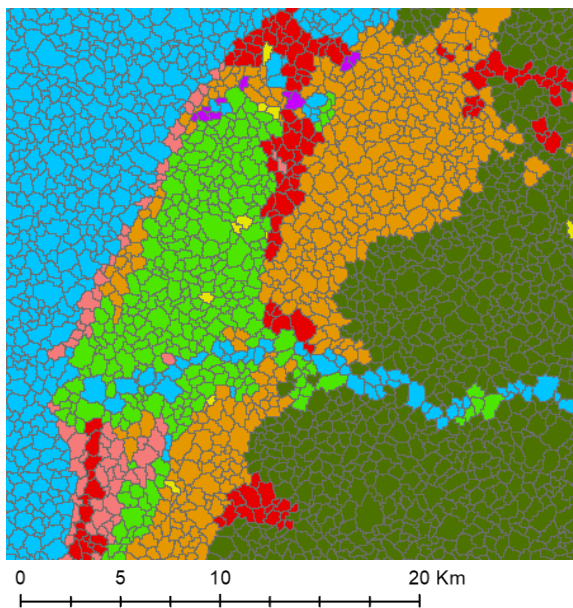


Figura 37. Amostra visual do processo de individualização dos Segmentos

Amostra visual dos Dados Sentinel-2 escala=10



Amostra visual dos Dados Lansat-8 escala=120

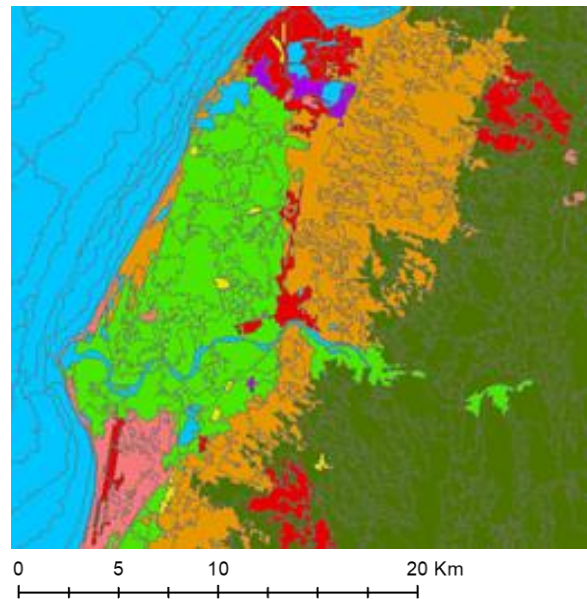


Figura 38. Amostra visual do processo de individualização dos objectos

O resultado da individualização dos objectos foi bem sucedido, embora o resultado do S2 da visualização da classificação orientada por segmentação apresente uma característica desconhecida. Nas mesmas amostras de visualização, com os factores anteriormente referidos, observa-se uma grande diferença no rigor de delineamento dos objectos. Nas figuras 39 e 40 apresentamos a comparação entre as duas classificações (orientada por segmentos e orientada por objectos) realizadas em imagens que

representam em áreas com características diferentes. A figura 40 representa a área de maior zona agrícola do delta do Catumbela, onde é desenvolvida a agricultura de subsistência, área de assentamento alternado com a vegetação espaçada e o rio Catumbela. A figura 40 é referente a área de maiores assentamentos e assentamentos espaçados alternados com a vegetação espaçada e outra parte da zona agrícola do delta do Catumbela.

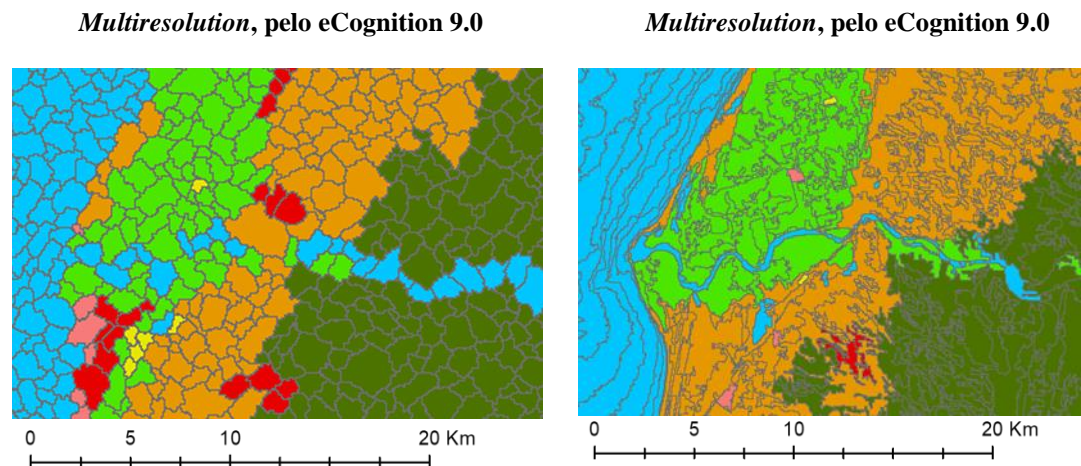


Figura 39. Amostra visual dos algoritmos de segmentação da orientação por segmentos dos dois dados (L8 e S2)

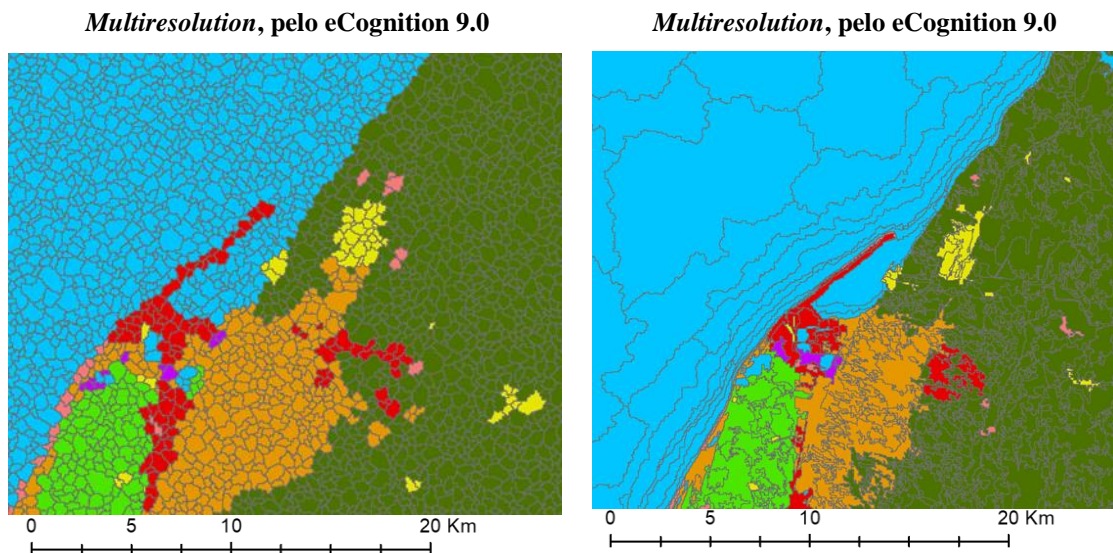


Figura 40. Amostra visual dos algoritmos de segmentação da orientação por objectos dos dois dados (L8 e S2)

Foram inúmeras as diferenças encontradas nos resultados de segmentação das duas classificações (orientada por segmentos e orientada por objectos) de dados L8 e S2 feitas no *software eCognition*:

- (i) A identificação das unidades da imagem foi difícil diferenciar os elementos, principalmente a classe do solo descoberto, rocha exposta e assentamento espaçado. Outra dificuldade encontrada foi da identificação de vegetação espaçada da floresta densa, devido à ausência da *street view* do Google nesta área.
- (ii) O rigor de delineamento foi observado na classificação das duas imagens, em que vários segmentos absorveram algumas cores de segmentos adjacentes. A forma de individualização dos exemplos apresentados na classificação orientada por segmentos e orientada por objectos foi fundamental na fase de atribuição das áreas de treinamento.
- (iii) O nível de pormenor é importante no momento da individualização dos objectos de pequenas dimensões. Na determinação do grau de minuciosidade, poderá haver um delineamento de objectos que não mostram devido o interesse na sua individualização.

VI.1.3. Avaliação da Exactidão da Classificação

O processo de avaliação da exactidão da classificação é essencial no estudo da Detecção Remota. Este traduz os resultados estatísticos de forma a averiguar a qualidade da classificação de imagens através da matriz de contingência, que pode ser manifestada como concordância total ou por classes individuais (Congalton, 1991:136). Deste modo, a utilização do coeficiente Kappa avalia a exactidão da classificação da matriz de contingência, e é utilizado como cálculo para melhorar a concordância que existe entre os dados de classificação e os dados de referências (Anand, 2017).

A exactidão do mapa depende da resolução espacial, espectral, da variabilidade sazonal e dos tipos de cobertura da vegetação representada na imagem de Satélite. A avaliação de precisão expressa o número de *pixels* que foi classificado correctamente, dividido pelo número total de *pixels* das classes e o Coeficiente *Kappa* expressa a redução proporcional do erro gerado por um processo de classificação, comparado com o erro da classificação completamente aleatória.

A matriz de contingência define a forma de apresentação dos resultados, sendo que, a direcção das linhas define o conjunto de dados classificados e na direcção das colunas são apresentados conjuntos de dados de referência, e a precisão geral mostra a percentagem de objectos que foram classificados correctamente. Os erros de omissão indicam a probabilidade em que objecto do conjunto classificado representa essa categoria na realidade, ou seja, indica os *pixels* que foram omissos da classe correcta e foram/são atribuídos à outra classe. Os erros de comissão indicam como os objectos do conjunto de dados de referência foram bem classificados, e a exactidão global do coeficiente *Kappa* fornece uma avaliação geral da precisão dos resultados da classificação.

De forma a determinar a informação resultante dos diferentes algoritmos de classificação orientada por segmentos, orientada por objectos e “*pixel por pixel*”, foram elaborados quadro em função dos resultados da exactidão do produtor e exactidão do consumidor, probabilidade esperada, coeficiente *Kappa* (ver quadro 8). Os resultados das matrizes de contingência dos dados S2 e L8 para o município de Catumbela e Lobito englobam nove classes de interesse (assentamento, assentamento espaçado, corpos

d'água, floresta densa, rocha exposta, solo descoberto, terras cultivadas, vegetação espaçada, zonas húmidas) (ver anexo tabela 1, 2, 3, 4, 5 e 6).

Como forma de comparar as classificações de imagens dos dois satélites de alta resolução, sobre as aplicações operacionais em ambiente e planeamento territorial, tendo como base a análise dos respectivas potencialidades e limitações, procedemos à exposição dos resultados obtidos através de uma análise da exactidão global de uma apreciação do coeficiente *Kappa*.

Em função dos resultados das classificações, recorreu-se a ferramenta do Arcgis, *Create Randon points*, que permitiu a criação das seguintes camadas: (i) 2362 pontos para os dados S2; (ii) 2494 pontos para os dados L8 que corresponderam a classificação orientada por segmentos; (iii) 1908 pontos para os dados L8; (iv) 1245 pontos para os dados S2; que corresponderam à classificação orientada por objectos; (v) 1186 pontos para a classificação *pixel por pixel* dos dados L8 e (vi) 699 pontos para a classificação *pixel por pixel* dos dados S2. Estes pontos foram distribuídos em 9 classes para as classificações orientadas por objectos e orientadas por segmentação e 8 classes para a classificação *pixel por pixel*, o que permitiu calcular a matriz de contingência para poder avaliar a classificação. O resultado da matriz de contingência deu a informação essencial das classificações. Em seguida apresentou os resultados do cálculo da exactidão do produtor, exactidão do consumidor (ver anexos, tabela 1,2,3,4,5 e 6), erro de omissão, erro de comissão e o coeficiente *Kappa*.

As medidas derivadas da matriz de contingência são: (i) a exactidão global, (ii) exactidão da classe individual, (iii) exactidão do produtor, (iv) exactidão do utilizador e o (v) coeficiente *Kappa*. A exactidão global é o somatório de todos os valores da diagonal principal da matriz de contingência dividido pelo número total das amostras recolhidas.

Validação da classificação orientação por segmentos utilizando o algoritmo *multiresolution* dos dados S-2 (anexo 1 tabela 1). Exactidão global (P_o) é a probabilidade observada tratada por:

$$P_o = \frac{64 + 150 + 134 + 764 + 29 + 45 + 31 + 55 + 722}{2362} = 0,84 = 84\% \quad (15)$$

No caso da exactidão do utilizador que indica a probabilidade que um *pixel* classificado na imagem representa aquela categoria no campo, e os erros de comissão

mosram os pontos que foram indevidamente incluídos em uma determinada classe. E a exactidão do utilizador indica a percentagem de vezes que o utilizador visita uma área qual foi classificada como vegetação espaçada e que na realidade venha corresponder como vegetação espaçada. E a probabilidade esperada é o somatório de todos os valores devido pelo número total das amostras recolhidas.

A medida de concordância estatística do coeficiente *Kappa*, é aplicada nas variáveis nominais indicando o quanto os valores observados se afastam dos esperados, assim, a probabilidade esperada (*Pe*) calcula-se a partir da seguinte expressão:

$$Pe = \frac{\frac{87 * 73}{2362} + \frac{189 * 191}{2362} + \frac{157 * 164}{699} + \frac{794 * 885}{2362} + \frac{51 * 59}{2362} + \frac{73 * 77}{2362} + \frac{61 * 54}{2362} + \frac{134 * 81}{2362} + \frac{816 * 778}{2362}}{2362} = 0,25 = 25\% \quad (15.1)$$

O coeficiente *Kappa* pode ser considerado como um coeficiente de concordância dos julgamentos dos duas variáveis para dados nominais, como alternativa aos coeficientes de veracidade existentes para os dados em escalas de magnitude, assim sendo, o índice Kappa obtido na classificação orientação por segmentos dos dados S-2 foi de 78% que se considerou ser uma avaliação aceitável de que segundo (Lands e Koch, 1977).

$$\text{Coeficiente Kappa} = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} = \frac{0,84 - 0,25}{1 - 0,25} = 0,78 = 78\% \quad (15.2)$$

Validação da classificação orientação por segmentos utilizando o algoritmo *multiresolution* dos dados L-8 (anexo 2 e tabela 2). E a probabilidade esperada (*Pe*) é de:

$$Pe = \frac{\frac{49 * 53}{2494} + \frac{121 * 116}{2494} + \frac{241 * 247}{2494} + \frac{916 * 921}{2494} + \frac{58 * 57}{2494} + \frac{33 * 35}{2494} + \frac{24 * 18}{2494} + \frac{82 * 76}{2494} + \frac{970 * 971}{2494}}{2494} = 0,30 = 30\% \quad (15.3)$$

Por sua vez, a exactidão global corresponde a:

$$Po = \frac{46 + 105 + 234 + 890 + 46 + 25 + 11 + 73 + 936}{2494} = 0,94 = 94\% \quad (15.4)$$

$$\text{Coeficiente Kappa} = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} = \frac{0,94 - 0,30}{1 - 0,30} = 0,91\% \quad (15.5)$$

Validação da classificação orientação por objectos utilizando o algoritmo *multiresolution* dos dados L-8 (anexo 3 e tabela 3). E a probabilidade esperada (*Pe*) é de:

$$Pe = \frac{\frac{39 * 37}{1908} + \frac{105 * 103}{1908} + \frac{137 * 142}{1908} + \frac{768 * 768}{1908} + \frac{31 * 37}{1908} + \frac{26 * 23}{1908} + \frac{5 * 8}{1908} + \frac{64 * 59}{1908} + \frac{733 * 731}{1908}}{1908} = 0,31 = 31\% \quad (15.6)$$

Por sua vez, a exactidão global corresponde a:

$$Po = \frac{34 + 98 + 134 + 764 + 29 + 21 + 5 + 55 + 722}{1908} = 0,97 = 97\% \quad (15.7)$$

$$\text{Coeficiente Kappa} = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} = \frac{0,97 - 0,31}{1 - 0,31} = 0,95\% \quad (15.8)$$

Validação da classificação orientação por objectos utilizando o algoritmo *multiresolution* dos dados S-2 (anexo 4 e tabela 4). E a probabilidade esperada (Pe) é de:

$$Pe = \frac{\frac{88 * 32}{1245} + \frac{90 * 81}{1245} + \frac{87 * 99}{1245} + \frac{99 * 360}{1245} + \frac{86 * 32}{1245} + \frac{42 * 9}{1245} + \frac{78 * 14}{1245} + \frac{85 * 78}{1245} + \frac{98 * 540}{1245}}{1245} = 0,07 = 0,07\% \quad (15.9)$$

Por sua vez, a exactidão global corresponde a:

$$Po = \frac{23 + 75 + 87 + 360 + 25 + 3 + 11 + 65 + 535}{1245} = 0,95 = 95\% \quad (16)$$

$$\text{Coeficiente Kappa} = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} = \frac{0,95 - 0,07}{1 - 0,07} = 0,94\% \quad (16.1)$$

Validação da classificação *pixel* por *pixel* utilizando o de algoritmo de máxima verossimilhança dos dados L-8 (anexo 5 e tabela 5). E a probabilidade esperada (Pe) é de:

$$Pe = \frac{\frac{67 * 33}{1186} + \frac{86 * 128}{1186} + \frac{100 * 104}{1186} + \frac{97 * 364}{1186} + \frac{80 * 35}{1186} + \frac{62 * 35}{1186} + \frac{56 * 66}{1186} + \frac{91 * 421}{1186}}{1186} = 0,07 = 0,07\% \quad (16.2)$$

Por sua vez, a exactidão global corresponde a:

$$Po = \frac{26 + 109 + 104 + 300 + 29 + 21 + 55 + 402}{1186} = 0,88 = 88\% \quad (16.3)$$

$$\text{Coeficiente Kappa} = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} = \frac{0,88 - 0,07}{1 - 0,07} = 0,87\% \quad (16.4)$$

Validação da classificação *pixel* por *pixel* utilizando o de algoritmo de máxima verossimilhança dos dados S-2 (anexo 4 e tabela 4). E a probabilidade esperada (Pe) é de:

$$Pe = \frac{\frac{29 * 84}{699} + \frac{168 * 107}{699} + \frac{65 * 65}{699} + \frac{208 * 220}{699} + \frac{21 * 22}{699} + \frac{16 * 21}{699} + \frac{106 * 93}{699} + \frac{86 * 87}{699}}{699} = 0,17 = 0,17\% \quad (16.5)$$

Por sua vez, a exactidão global corresponde a:

$$Po = \frac{15 + 88 + 65 + 201 + 10 + 13 + 88 + 75}{699} = 0,79 = 79\% \quad (16.6)$$

$$\text{Coeficiente } Kappa = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} = \frac{0,79 - 0,17}{1 - 0,17} = 0,74\% \quad (16.7)$$

A construção da matriz de contingência das seis imagens obedeceu a mesma metodologia, assim sendo, achou-se por bem construir uma tabela onde constam todos os valores recolhidos de modo a facilitar a compração dos resultados do processo de classificação, conforme o quadro 8.

Quadro 8. Comparação dos valores das amostras com base as matrizes de contingência

Resultado da Matriz de Contingência da Classificação Orientada por Segmentos dos dados S-2					
Classes	Exactidão do produtor (%)	Exactidão do Utilizador (%)	Probabilidade Esperada (%)	Exactidão global (%)	Coefficiente Kappa (%)
Assentamento	73	87	0,25	0,84	0,78
A. Espaçado	79	78			
Corpos d'água	85	81			
Floresta Densa	96	86			
Rocha Exposta	56	49			
S. Descoberto	61	58			
T. Cultivadas	50	57			
Veg. Espaçada	41	67			
Zonas Húmidas	88	99			
Resultado da Matriz de Contingência da Classificação Orientada por Segmentos dos dados L-8					
Classes	Exactidão do produtor (%)	Exactidão do Utilizador (%)	Probabilidade Esperada (%)	Exactidão global (%)	Coefficiente Kappa (%)
Assentamento	93	86	0,30	0,94	0,88
A. Espaçado	92	90			
Corpos d'água	60	94			
Floresta Densa	98	96			
Rocha Exposta	86	80			
S. Descoberto	75	71			
T. Cultivadas	45	61			

Veg. Espaçada	89	96			
Zonas Húmidas	96	96			
Resultado da Matriz de Contingência da Classificação Orientada por Obejetos dos dados L-8					
Classes	Exactidão do produtor (%)	Exactidão do Utilizador (%)	Probabilidade Esperada (%)	Exactidão global (%)	Coefficiente Kappa (%)
Assentamento	87	91	0,31	0,97	0,95
A. Espaçado	93	75			
Corpos d'água	98	94			
Floresta Densa	99	99			
Rocha Exposta	93	78			
S. Descoberto	80	91			
T. Cultivadas	100	62			
Veg. Espaçada	85	93			
Zonas Húmidas	98	98			
Resultado da Matriz de Contingência da Classificação Orientada por Obejetos dos dados S-2					
Classes	Exactidão do produtor (%)	Exactidão do Utilizador (%)	Probabilidade Esperada (%)	Exactidão global (%)	Coefficiente Kappa (%)
Assentamento	88	71	0,07	0,95	0,94
A. Espaçado	90	92			
Corpos d'água	87	87			
Floresta Densa	99	100			
Rocha Exposta	86	78			
S. Descoberto	42	33			
T. Cultivadas	78	78			
Veg. Espaçada	85	83			

Zonas Húmidas	98	99			
Resultado da Matriz de Contingência da Classificação <i>Pixel</i> por <i>Pixel</i> dos dados L-8					
Classes	Exactidão do produtor (%)	Exactidão do Utilizador (%)	Probabilidade Esperada (%)	Exactidão global (%)	Coefficiente <i>Kappa</i> (%)
Assentamento	67	78	0,07	0,88	0,87
A. Espaçado	86	85			
Corpos d'água	100	100			
Floresta Densa	97	82			
Rocha Exposta	80	83			
S. Descoberto	62	60			
T. Cultivadas	56	83			
Veg. Espaçada	91	95			
Resultado da Matriz de Contingência da Classificação <i>Pixel</i> por <i>Pixel</i> dos dados S-2					
Classes	Exactidão do produtor (%)	Exactidão do Utilizador (%)	Probabilidade Esperada (%)	Exactidão global (%)	Coefficiente <i>Kappa</i> (%)
Assentamento	52	18	0,17	0,79	0,74
A. Espaçado	52	82			
Corpos d'água	100	100			
Floresta Densa	97	91			
Rocha Exposta	48	45			
S. Descoberto	81	62			
T. Cultivadas	83	95			
Veg. Espaçada	87	86			

Os resultados acima apresentados no quadro 8 do coeficiente *Kappa* para classificações orientada por segmentos (dados L8), classificação orientada por objectos (dados L8), classificação orientada por objectos (dados S2) e classificação *pixels* por pixel (dados L8) coincidem com os resultados definidos por Landis e Koch (1977) (ver quadro 9) que são considerados valores excelentes. Todavia, para as classificações orientadas por segmentos (dados S2) e classificação *pixel* por *pixel* (dados S2) são considerados como sendo muito bom resultados.

Quadro 9. Coeficiente *Kappa* e qualidade do classificador

Valor do coeficiente <i>Kappa</i>	Qualidade da classificação
0.01	Péssima
0.01 a 0.20	Ruim
0.21 a 0.40	Razoável
0,41 a 0.60	Boa
0.61 a 0.80	Muito boa
0.80 a 1.00	Excelente

Fonte Adaptado de Landis e Koch (1977)

O coeficiente *Kappa* é o valor que mede a diferença entre os *pixels* bem classificados e os erros de comissão e omissão dos *pixels*, na classificação da mesma classe. Neste sentido, foi uma medida de avaliação da exactidão global mais rigorosa, tendo em conta a informação existe na matriz e na diagonal principal da matriz de contingência. Contudo, estes três tipos de avaliação da exactidão de uma classificação (*Producer accuracy, User accuracy and Kappa coefficient*), fornecem-nos uma avaliação quantificada do erro na classificação que resulta da comparação da imagem classificada com o mapa de referência, permitindo assim conhecer o grau de confiança nas classificações.

VI.1.4. Reflexão Geral dos Resultados das Classificações

As classificações orientadas por segmentos e por objectos dos dados S2 destacam-se a classificação supervisionada de máxima verosimilhança, e não pela prova dos valores de exactidão global e coeficiente *kappa* ou de também por possuírem uma forma personalizada de opções possíveis de serem executadas, mas a forma de melhorar os seus resultados. De uma forma geral, podemos observar nas matrizes de contingência que todas as classificações foram bem executadas, e o melhor delineamento da classificação registaram-se nas classes de assentamento espaçado, solo descoberto, rocha exposta nos três tipos de classificação (orientada por segmentos, orientada por segmentos e na classificação *pixel por pixel*).

Notamos nos resultados finais das classificações do uso do solo (figura 42), que a área de estudo apresenta características distintas. Nesta área localiza-se o delta do Catumbela, uma das maiores potências agrícola dos municípios e onde é desenvolvida agricultura de sobrevivência que ajuda a população dos municípios de Benguela, Catumbela e Lobito e outras regiões. Neste local localiza-se igualmente a Baía do Lobito que está associada às correntes de deriva litoral induzidas por ondas que se aproximam obliquamente à costa e movimentam grandes quantidades de sedimentos. As correntes geostróficas, que são correntes profundas, coincidem com as células superficiais e podem originar fenómenos de convergência ou divergência.

Na convergência o excesso de água induz correntes verticais descendentes (*Downwelling*) e na divergência a escassez de água induz correntes verticais ascendentes (*Upwelling*). As correntes *Upwelling* e *Downwelling* podem estar ligadas a subida de água fria (*Upwelling*) ou descida de água quente (*Downwelling*), sendo que, a corrente de *upwelling* de Benguela é rica em nutrientes e favorece a indústria piscatória.

No município do Lobito localiza-se as maiores potencialidades da província de Benguela e do país (o Banco Nacional do Angola, Porto do Lobito que é considerado o maior do país), a Sonangol, a Sonament, a refinária do Lobito, a Empresa do Caminho de Ferro de Benguela, a maior empresa de cimento do país, entre outros).

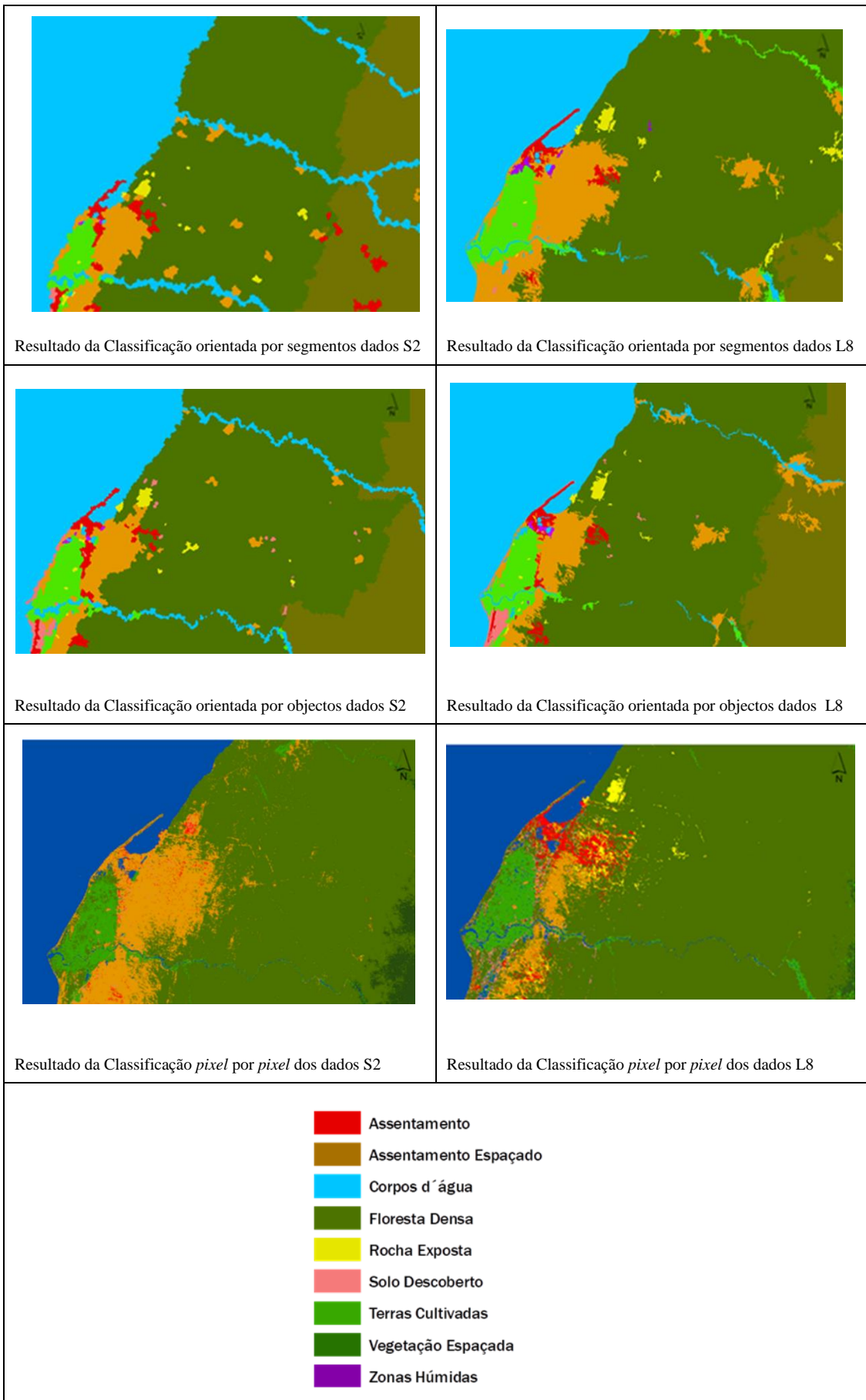


Figura 41. Amostra visual das classificações feitas no processamento digital de imagem

A área de estudo possui uma falha que separa a zona alta da zona baixa. A falha em questão apresenta um grande potencial para ocorrência de movimentos de vertentes devido a factores sociogeográficos, tais como: a ocupação desordenada do espaço urbano, as características geológicas e estruturais do relevo, do clima árido e da pluviosidade curta mais intensa. A maior parte das áreas construídas localiza-se em zonas de relevo acentuado e encontra-se construída de forma desordenada, não existindo um plano de ordenamento territorial.

A falha localizada na parte central e sul apresentada nos mapas de uso do solo é instável. Nestas áreas, a litologia predominante é o calcário, calcários margosos e margas e são características da unidade Albiano superior de formação de Quissonde. A expansão urbana que tem ocorrido de forma acelerada nos últimos anos, tendo provocado inúmeras alterações ambientais que afectam directamente milhares de habitantes causando problemas sociais de difícil solução. Dentre as alterações ambientais decorrentes do processo de urbanização destaca-se a alteração da paisagem no uso e ocupação do solo na zona alta da cidade do Lobito.

CAPÍTULO VII. Considerações Finais

Esta dissertação avaliou o desempenho dos sensores S2 e L8 e comparou as potencialidades e limitações nas aplicações operacionais em ambiente e planeamento territorial em dois municípios (Catumbela e Lobito) em Angola. Os dados de satélite S2 e L8 foram utilizados para diferenciar os mapas do uso do solo e os cálculos dos quatro índices (NDVI, NDMI, NDWI e LST).

No decorrer do trabalho foram vários os desafios com os quais nos deparamos, nomeadamente, a resolução espacial e espectral a complexidade do critério da heterogeneidade e homogeneidade dos municípios em estudos. A combinação de vários elementos nas imagens, as limitações do utilizador, dos algoritmos utilizados no cálculo dos índices (NDVI, NDMI, NDWI e LST) e nas três classificações.

Na classificação das imagens, o maior desafio foi a separação classes de assentamento, terras cultivadas e floresta densa, e na sua identificação visual. Estas classes apresentavam características que variavam significativas na forma e tonalidade. A alta resolução das imagens possibilitou de forma detalhada, a visualização de cada objecto que descreveu cada tipo de classe, nomeadamente, assentamento espaçado, solo descoberto e rocha exposta em alguns momentos dificultou o processamento.

A experimentação efectuada sobre os dados revelou:

- I. Os cálculos dos índices (NDVI, NDMI, NDWI e LST) derivados de ambos os conjuntos de dados (L8 e S2) foram utilizados para combinação índices e nos demonstraram eficiência equiparável. Segundo os resultados de cada cálculo. Excepto os resultados do NDVI e da LST, os dados S2 mostraram melhor desempenho e apresentaram melhores resultados do NDMI e NDWI comparando com os dados L8.
- II. Os diferentes processamentos de classificação de imagem, (orientada por objectos, pelo algoritmo *multiresolution*, por segmentos, pelo algoritmo de *multiresolution* do *eCognition* 9.0, todos classificados pelo *nearest neighbor*, e a classificação *pixel* por *pixel* supervisionada pelo algoritmo de máxima verosimilhança), mostraram-se eficientes, tendo em conta os parâmetros que foram determinados. Assim, a classificação orientada por segmentos dos dados

S2 revelou maior eficácia na discriminação nos corpos d'água, nas terras cultivadas e na floresta densa, ao contrário da classificação orientada por segmentos dos L8 que mostrou eficiência nas classes de assentamento, nas terras cultivadas zonas húmidas e floresta densa.

- III. A classificação orientada por objectos dos dados S2 mostrou mais eficiência na discriminação do solo descoberto, nas terras cultivadas, no assentamento, nos corpos d'água e na floresta densa, diferente da classificação orientada por objectos que revelou maior eficácia nas classes de floresta densa, zonas húmidas, terras cultivadas, assentamento espaçado, rocha exposta. O maior excesso de fragmentação nas classes de assentamento espaçado, solo descoberto e rocha exposta, teve lugar em função do algoritmo *multiresolution* no *eCognition* 9.0, que de algum modo acabou afectando as posteriores classificações de imagens. Contudo, este facto poderia ser minimizado tendo em conta a hierarquização da segmentação de imagem, modificando os parâmetros em função de cada classe classificada de forma a adequar a individualização dos objectos no momento das classificações.
- IV. Na classificação *pixel por pixel*, e algoritmo de máxima verossimilhança dos dados S2, as classes que revelaram maior eficiência foram a classe de vegetação espaçada, floresta densa, assentamento espaçado, terras cultivadas, corpos d'água e vegetação espaçada, diferente dos dados L8 onde as classes que mostraram maior eficiência foram rocha exposta, corpos da água, vegetação espaçada, assentamento, floresta densa e terras cultivadas.

A partir dos níveis de exactidão registados chegamos às seguintes conclusões:

- I. A classificação de dados de alta resolução espacial e espectral dos dados L8 e S2 apresentou valores de exactidão global diferente de cada classificação feita e o coeficiente *Kappa* serviu para avaliar a exactidão das classificações por meio de uma matriz de contingência. As classificações que apresentaram maiores valores de exactidão geral e coeficiente *Kappa* foram a classificação orientada por objectos, tendo em consideração os dos dois dados (L8 e S2), com valores entre os 0,97% para a EG e 0,95% para o coeficiente *Kappa* para os dados L8 e os 0,95% para a EG e 0,94% para o coeficiente *Kappa* dos dados S2.

- II. De igual modo, outra classificação que apresentou resultados idênticos foi a classificação orientadas por segmentos dos dados S2 com que 0,84% para a EG e 0,78% para o coeficiente *Kappa* e os 0,94% para a EG e 0,91% para o coeficiente *Kappa* para os dados L8.
- III. E para a classificação pixel por pixel, utilizando algoritmo de máxima verossimilhança os resultados da matriz de contigência foram os seguintes: para os dados S2 foram 0,79% para a EG e 0,74% para a coeficiente *Kappa* e os 0,88% para EG e 0,87 para a coeficiente *Kappa* dos dados L8.

Depois da realização dos cálculos e das classificações, verificamos que a utilização da tecnologia de DR tem-se apresentando como uma ferramenta aliada para o conhecimento da realidade sobre o ambiente e planeamento territorial. Os melhores procedimentos do processamento digital de imagem e análise de exactidão anotadas neste trabalho foram na sua maioria no desenvolvimento do acto da experimentação da segmentação de imagem, pelo *software eCognition 9.0*.

O processamento foi explorado e melhorado utilizando o conhecimento do algoritmo *multiresolution* na segmentação de imagem e no momento que são criados os objectos e na classificação *pixel por pixel*, usando algoritmo de máxima verossimilhança.

VII.1. Desenvolvimentos Futuros

Para que se obtenham melhores resultados no futuro, assim, surgiram várias ideias para futuros estudos, nomeadamente: (i) elaborar mapas de uso/ocupação do solo no t_1 , t_2 , ..., t_n (onde t_2 , ..., t_{n-1} significa datas intermédias desconhecidas e t_n significa a última data ou podem ser designadas também por momentos temporais de análise considerando as 3 gerações de sensores Landsat).

Para além da classificação da ocupação do solo em modo multitemporal, os trabalhos futuros compreendem o cálculo da LST e dos restantes índices, também em modo multitemporal, por forma a avaliar quer a performance dos dados L8 e S2 na caracterização e análise das mudanças ocorridas, quer o desempenho de diferentes classificadores no que respeita à detecção da mudança.

Referências bibliográficas

- Aggarwal, S. (2004). 'Principles of remote sensing', in MVK Sivakumar, PS Roy, K Harmsen and SK Saha (eds.) *Satellite Remote Sensing and GIS applications in agricultural meteorology*, Dehradun, India, 7–11 July 2003, pp. 23–38, World Meteorological Organisation, Switzerland.
- Aina, Y. A., Adam, E. M., e Ahmed, F. (2017). Spatio temporal variations in the impacts of urban land use types on urban heat island effects: the case of Riyadh, Saudi Arabia. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLII-3/W2, 37th *International Symposium on Remote Sensing of Environment, Tshwane, South Africa*.
- Anderson, M.C., Hain, C.R., Jurecka, F., Trnka, M., Hlavinka, P., Dulaney, W., Otkin, J.A., Johnson, D., e Gao, F. (2016a). Relationships between the evaporative stress index and winter wheat and spring barley yield anomalies in the Czech Republic. *Climate Research*, 70, 215-230.
- Anderson, M.C., Zolin, C.A., Sentelhas, P.C., Hain, C.R., Semmens, K., Yilmaz, M.T., Gao, F., Otkin, J.A., e Tetrault, R. (2016b). The Evaporative Stress Index as an indicator of agricultural drought in Brazil: An assessment based on crop yield impacts. *Remote Sensing of Environment*, 174, 82-99.
- Anand, A. (2017). Accuracy Assessment. IGNOU.
- Arantes, A.E., Ferreira, L.G., Hill, M.J., e Sousa, S.B. (2015). Potencial de sinergia entre imagens índice de vegetação obtidas a partir de dados Terra-MODIS e PROBA V. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril, INPE, p 1270.
- Artis, D. A., e Carnahan, W. H. (1982). Survey of emissivity variability in thermography of urban areas. *Remote Sensing of Environment*, 12, 313– 329.
- Baatz *et al.* (2002). Tutorial of e-Cognition Software- Methods and Concepts. München. Disponível em <www.definiens.com> Acesso em dezembro de 2017.

- Baret, F.; Guyot, G.; Major, D., e Tsavi. (1996). A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI or APAR estimation. In: Canadian Symposium on remote sensing, 12. Vancouver. Proceedings. Ottawa: *Canadian Remote Sensing Society*.
- Bhattacharya, J. P., e Walker, R. G. (1992). Deltas. In: *Facies Models: Response to Sea – Level Change* (Eds. R. G. Walker and N.P. James). Geological Association of Canada, St John's. 177 p.
- Bernardi, H. V. F., Dzedzej, M., Carvalho L. M. T., e Acerbi, F. W. (2007). Classificação digital do uso do solo comparando os métodos “pixel a pixel” e orientado ao objeto em imagem QuickBird. Universidade Federal de Lavras, UFLA. 2007. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*, Florianópolis. Anais. São José dos Campos: INPE, p. 5595-5602.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning* 45, 5-32.
- Bezdek, J. C., Chuah, S. K., e Leep, D. (1986). Generalized k-Nearest Neighbor Rules. *Fuzzy Sets and Systems*.
- Biljecki, F., Stoter, J., Ledoux, H., Zlatanova, S., e Çöltekin, A. (2015). Applications of 3D City Models: State of the Art Review. *ISPRS Int. J. Geo-Information*, 4(4):2842–2889.
- Blaschke, T., e Strobl, J. (2001). *Interfacing Remote Sensing and GIS*.
- Bolsted, P. V. (1992). Rule-based classification models: flexible integration of satellite imagery and thematic spatial data. *Photogrammetric Engineering e Remote Sensing*. 58(7):965-971.
- Bhaskaran, S., Paramananda, S., e Ramnarayan, M. (2010). Improving classification accuracy of spectrally similar urban classes by using object-oriented classification techniques: A case study of New York City. *ASPRS 2010 Annual Conference San Diego, California April 26-30*.
- Bonan, G. B., e VanCleve, K. (1992) Soil temperature, nitrogen mineralization and carbon source-sink relationships in boreal forests. *Can J. For. Res.* 22 :629- 639.

- Bonn, F., e Rochon, G. (1993). Précis de Télédétection: Principes et méthodes. Universités Francophones: Quebec/AUPELF, vol. 1, pp. 3 – 20.
- Borges, E., F., e Silva, A., B. (2009). Técnicas de Segmentação de Imagens e Classificação por Região: Mapeamento da Cobertura Vegetal e Uso do solo. Mucugê-BA.
- Boroffice, R. A., e Akinyede, J. O. (2005). Space technology and development in Africa and the Nigeria's Experience. National Space Research and Development Agency, Abuja.
- Boucher, S., e Whatmore, S. (1993). Green Gains Planning by Agreement and Nature Conservation, *Journal of Environmental Planning and Management*, Vol. 36, N 1.
- Brovelli, M.A., Crespi, M., e Fratarcangeli, F. (2008). Accuracy assessment of high resolution satellite imagery orientation by leave-one-out method. *ISPRS Journal of Photogrammetry e Remote Sensing* 63, 427–440.
- Buheaosier, Tsuchiya, K., Kaneko, M., e Sung, S. J. (2003). Comparison of Image Data Acquired with AVHRR, MODIS, ETM+ and ASTER over Hokkaido, Japan. *Advance Space Research*.
- Burrough, P., e McDonnell, R. (1998). Principals of Geographic Information Systems, Oxford, Clarendon Press, 161-165.
- Bustamante, J., e Weykam, S. (1999). Utilización de sistemas de información geográfica y técnicas de teledetección en ecología. Curso de Postgrado del Consejo Superior de Investigaciones Científicas. III curso. 8-19 de Marzo–Estación Biológica de Doñana, CSIC.
- Cahoon, D. R., Stocks, B. J. Jr., Levine, J. S., Cofer, W. R., e Peerson, J. M. (1994). Sattelite analysis of severe 1987 forest fires in northern China and southeastern Siberia. *J. Geophys. Res.* 99:18,627-18,638.
- Camara, G., Casanova, A.M., Hermerly, A.S., Magalhães, G.C., e Medeiros, C.MB. (1994). “Anatomia de um SIG.” Curitiba: Sagres Editora, jan/fev/mar.

- Câmara, Gilberto (1999). Sistemas de Informação geográfica para aplicações ambientais e cadastrais: Uma visão Geral. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais –INPE.
- Castejon, E.F., Fonseca, L.M.G., e Foster, C.H.Q. (2015). Melhoria do processo de correção geométrica de imagens CBERS-CCD pelo uso de amostras georreferenciadas classificadas. Curitiba, v. 21, no 4, p.658-673. BCG – *Boletim de Ciências Geodésicas - On-Line version, ISSN 1982-2170*.
- Chander, G., Markham, B. L., Helder, D. L., e Ali, E. (2009). Remote Sensing of Environment Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM +, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903.
- Chen, Y.Ch., Chiu, H.W., Su, Y.F., Wu, Y.Ch., e Cheng, K. Sh. (2017). Urbanization increase diurnal land surface temperature variation? Evidence and implications. *Landscape and Urban Planning* 157, 247–258.
- Cheng, K. (2012). Introduction to geographic information system. Sixth Edition. McGraw-Hill, New York.
- Chenal, J. (2016). Capitalizing on Urbanization: The importance of Planning Infrastructure, and Finance for Africa`s Growing Cities.
- Chissola, A.A.A. (2015). A Influência do processo de planeamento e gestão territorial na produção do espaço urbano. O caso de estudo da cidade de Luanda. Dissertação apresentada para obtenção do grau de Mestre em Urbanismo e Ordenamento do Território pelo Instituto Técnico de Lisboa, pp 90.
- Chissigui, A.V. (2017). Análise da Paisagem e das alterações de uso/ocupação do solo no Lubango e arredores. Tese apresentada à universidade de Évora para obtenção do Grau de Doutor em Ciência do Ambiente.
- Chuvieco, E. S. (2002). Teledetección ambiental, La observación de la Tierra desde el espacio. Ariel Ciência.
- Comissariado Provincial de Benguela (1990). Esquema para o desenvolvimento socio económico da província de Benguela, I- Característica do meio ambiental natural, geográfica e de paisagem. Tecnoexportstroy, Bulgária, 23 pp.

- Campbell, J. B. (1987). *Introduction to Remote Sensing*. The Guilford Press, New York.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*.
- Congalton, R., e Green, K. (1998). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*.
- Congalton, R., e Green, K., (1999). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practises*. CRC Press, Taylor e Francis Group.
- Congalton, R., e Green, K. (2009). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data. Principles and Practices*, 2nd ed. CRC Press/Taylor e Francis, Boca Raton.
- Cristóbal, J., Jiménez-Muñoz, J.C., Prakash, A., Mattar, C., Skokovi, D., e Sobrino, J.A. (2018). An Improved Single-Channel Method to Retrieve Land Surface Temperature from the Landsat-8 Thermal Band. *Remote Sens*, 10, 431.
- Crosta, A. P. (1993) - *Processamento Digital de Imagens*. Campinas. SP. IG/Unicamp.
- Costa, F.B., e Ferreira, V.O. (2015). Análise de parâmetros que compõem o índice de qualidade das águas (IQA) na porção mineira da bacia do rio Paranaíba. *Revista Electronica de Geografia*, v.7, n.18, p.22-47.
- Crósta-Alvaro, P. (1992). *Processamento Digital de Imagens*. Ed. Ver. Campinas. SP. IG/Unicamp. ISBN 85 853 690 27.
- Cunha, S.M.M. (2009). *O SIG ao serviço do ordenamento do território: modelo de Implementação*. Trabalho de Projecto aplicado ao Município de Felgueiras. Dissertação apresentada para obtenção do grau de mestre em Sistema de informação Geográfica e Ordenamento do Território na Faculdade de Letras da Universidade do Porto.
- Cunha, M.L.S.O. (2000). *O planeamento territorial como instrumento de política para operacionalização do desenvolvimento sustentável*, pp 6.

- Cutler, R., Edwards, T. C., Beard, K. H., Cutler, A., Hess, K. T., Gibson, J., e Lawler, J. J., (2007). Random Forests for Classification in ecology. *Ecology* 88 (11), 2783–2792.
- Dai, X., Zhongyang, G., Zhang, L., e Li, D. (2010). Spatio-temporal exploratory analysis of urban surface temperature field in Shanghai, China. *Stochastic Environmental Research e Risk Assessment* 24, 247–257.
- Dainese, R. C. (2001). Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento Aplicado ao Estudo Temporal do Uso da Terra e na Comparação entre Classificação Não supervisionada e Análise Visual. Universidade Estadual Paulista Faculdade de Ciências Agrônomicas Câmpus de Botucatu.
- Dash, P. F. M., Gottsche, F.S., e Olesen, H. F. (2002). Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: Theory and practice current trends, *Int. J. Remote Sens.*, 23, 2563–2594.
- DGT (2017). Sentinel http://www.dgterritorio.pt/cartografia_e_geodesia/cartografa/detecao_remota/copernicus/componente_espaco/breve_descricao_dos_satelites_sentinel/. Acesso em novembro 2017.
- Dooley, L. M. (2002). “Case study research and theory building”. *Advances in Developing Human Resources*, Vol. 4, pp. 335 – 354.
- Duveiller, G., Defourny, P., Desclée, B., e Mayaux, P. (2008). Deforestation in Central Africa: estimates at regional, national and landscape levels by advanced processing of systematically-distributed Landsat extracts. *Remote Sensing of Environment*, v.112, p.1969-1981.
- Eastman, J. R., (2009). IDRISI Taiga – Guide to GIS and Image Processing. Clark Labs. IDRISI Production. Clark University.
- Estoque, R. C., Murayama, Y., e Myint, S. W. (2017). Effects of landscape composition and pattern on land surface temperature: An urban heat island study in the megacities of Southeast Asia. *Science of the Total Environment*, 577, 349–359.

- Epiphanyo, J.C.N.; Gleriani, J.M.; Formaggio, A. R. e Rudorff, B.F.T. (1996). Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do Feijão. *Pesq. Agrapec bras.* Brasília. v 3, n 6, p 445-454.
- Everitt, J. H. (1997). Using remote sensing to detect and monitor a western pine beetle infestation in west texas. *South-western Entomologist* 22(3):285-291.
- Feio, M. (1960). As praias elevadas da região do Lobito e da Baía Farta. Garcia de Orta, *Revista da junta de Investigação do Ultramar*.
- Fernandes, R.R., Numes, G.M., e Silva, T.S.F. (2012). Object-oriented classification applied to the characterization of soil use and land cover in the Araguaia, Brazil. *Pesq. agropec. bras.*, Brasília, v.47, n.9, p.1251-1260.
- Fernández-Manso, A., Fernández-Manso, O., e Quintano, C., (2016). Sentinel-2A red edge spectral indices suitability for discriminating burn severity. *Elsevier. University of León. Spain b Civil Protection Agency. Spain*.
- Ferreira, A.P. (2000). As novas competências do planeamento territorial. XII Colóquio Ibérico de Geografia, Porto.
- FESA - 8ª Jornadas Técnico-Científicas, de 24 a 27 de agosto de 2004 - Angola e sociedade de informação: constrangimentos e oportunidades - Mesa-Redonda sobre Sistemas de Informação Geográfica.
- Francisco, A.M. (2013). Desafios do Desenvolvimento e do Ordenamento do Território na Província do Namibe (Angola). Dissertação apresentada para obtenção do grau de Mestre em Planeamento e Ordenamento do Território, pela Faculdade de Ciências Sociais e Humanas da Universidade Nova de Lisboa, pp48.
- Fisher, J. B., Tu, K. P. e Baldocchi D. D. (2008). Global estimates of the land atmosphere water flux based on monthly AVHRR and ISLSCP-II data, validated at 16 FLUXNET sites. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 901–919.
- French, N. H. F.; Kasischke, E. S, e Bourgeau-Chavez, L. L. (1996) Monitoring variations in soil moisture on fire disturber sites in Alaska using ERS-1 SAR imagery. *J. Remote Sens.* 17 :3037-3053.

- Fonseca, A.D. e Fernandes, J. C. (2004). *Detecção Remota*. Lidel- Edições Técnicas, Lda. ISBN: 978-972-757-292-2. 223 p.
- Gabriel, C.G.F. (2013). *Análise comparada de segmentação e classificação orientada por objectos de uma imagem worldviw-2*. Dissertação de mestrado em gestão do território, especialização em Detecção Remota e Sistemas de informação Geográfica na Faculdade de Ciências Sociais e Humanas da Universidade Nova de Lisboa.
- Gallego-Elvira B., Oliosio A., Mira M., Reyes- Castilloa, S., e Boulet, G., (2013). Evaspa (Evapotranspiration Assessment from Space) tool: *An overview. Procedia Environmental Sciences*, 19, 303–310.
- Galvão, C. F., Portugal, A. (1971). Folha 227-228, Lobito, da Carta Geológica de Angola, à escala 1:1 000 000. Direcção Provincial dos Serviços de Geologia e Minas, Luanda.
- Galvão, C.F., e Silva Z. (1972). Carta Geológica de Angola à escala 1/100.000. Notícia explicativa da folha nº 227 – 228 (Lobito). Dir. Provo. Serv. Geol. Minas de Angola, Luanda.
- Gao, B.C., (1996). NDWI—A Normalized Difference Water Index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3): 257 266.
- Gerald, F., Kangbeni, D., Idriss, S., e Jerome, E. T., (2018). Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of sentinel-2’s red-edge bands to land-use and land cover mapping in Burkina Faso, *GIScience e Remote Sensing*, 55:3, 331 354.
- Gilabert, M. A.; González-Piqueras. J., e García-Haro F. J., (1997). “Acerca de los índices de vegetación”, *Revista de Teledetección*. España.
- Guerreiro, R.B.F. (2010). *Interacções água-sedimento no Mangal do Lobito*. Dissertação apresenta para obtenção do grau de mestre em Geociências área de especialização em Ambiente e Ordenamento pela Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra.

- González, R. C. e Woods, R. E. (2000). *Processamento de Imagens Digitais*. Ed. Edgard Blücher. São Paulo -SP., p 509.
- Gomes, D.; Vicente, L.E.; Carvalho, S.; Andrade, R. G.; Agnese, M. L. e Silva, R.F.B. (2012). Avaliação comparativa de correção atmosférica de imagens Landsat utilizando *MODTRAN* e *Dark Object Subtraction*.
- Groeneveld, Kees e Johan Hoogerbrug (2002). *La economía de servicios – la nueva prestación de servicios como arma estratégica de la nueva economía*, Madrid, Financial Times Prentice May. Magnaghi, A. *Le projet local*. Pierre Mardaga: Sprimont, 2003.
- Guillevic, P., Götsche, F., Nickeson, J., Hulley, G., Ghent, D., Yu, Y., Isabel, T., Simon., H., Sobrino, J.A., Remedios, J., Miguel, R. e Fernando, C. (2017). *Land Surface Temperature Product Validation Best Practice Protocol*. Committee on Earth Observation Satellites Working Group on Calibration and Validation Land Product Validation Subgroup Version 1.0.
- Hansen, M. C., e Loveland, T. R. (2012). A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 122, 66–74.
- Hequer, J. (2011). *Projecto de implementação do modelo SIG na administração municipal da Matala*. Trabalho de Projecto apresentado com requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciências e Sistemas de Informação pelo Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação da Universidade Nova de Lisboa, p. 23 e 69.
- Holmgren, P.; Thuresson, T.; e Holm, S. (1997) Estimating forest characteristics in scanned aerial photographs with respect to requirements for economic forest management planning. *Scand. J. For. Res.* 12:189-197.
- Horning, N., Robinson, J.A., Sterling, E.J., Turner, W., e Spector, S. (2010). *Remote sensing for ecology and conservation. A handbook of techniques in ecology and Conservation series*. Oxford University Press, ISBN 9780199219940, 494p.

- Hudson, W. D.; e Ramm, C. W. (1987). Correct formulation of the *kappa* coefficient of agreement. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. v. 53, n.4, p. 421-422.
- Hulley, G., Veraverbeke, S., e Hook, S. (2014). Thermal-based techniques for land cover change detection using a new dynamic MODIS multispectral emissivity product (MOD21). *Remote Sensing of Environment*, 140, 755-765.
- Instituto Nacional de Estatística INE (2014). Resultados Preliminares do Censo Geral da População e Habitação, 135 p.
- Jackson, T.J., Chen, D., Cosh, M., Li, F., Anderson, M., Walthall, C., Doriaswamy, P., e Hunt, E.R. (2004). Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment* 92: 475–482.
- Jasmin, I. e Mallikarjuna, P., (2011). Remote Sensing and Geographic Information Systems and Their Application in the Assessment of Groundwater Potential, with reference to India. *Hydrogeology Journal*. volume 19. Issue 4.
- Jedlovec, G.J. Haines, S.L., e LaFontaine, F.J. (2008). Spatial and Temporal Varying Thresholds for Cloud Detection in GOES Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, V. 46, N. 6.
- Jesus, M.C.B.M. (2012). Abastecimento, uso e gestão da água nas cidades do lobito e da Catumbela (angola) - caracterização do estado actual e perspectivas de futuro. Dissertação apresentada para obtenção do grau de mestre em Geociências área de especialização em Ambiente e Ordenamento pela Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra.
- Johansson, R. (2003). “Case study methodology”. Conference: Proceedings of the International Conference Methodologies in Housing Research, pp.1 – 14.
- Julião, Rui Pedro (2001). “Tecnologias de Informação Geográfica e Ciência Regional: Contributos Metodológicos para a Definição de Modelos de Apoio à Decisão em Desenvolvimento Regional” Lisboa, UNL, Tese de Doutoramento p. 27.

- Jensen, J. R. (1949). Remote sensing of the environment: an earth resource perspective. 2nd Edition. Tradução José Carlos Neves Epiphany et al. São José dos Campos. SP. 2009.
- Kasischke, E. S., Christensen e Bourgeau-Chavez, L. L. (1995a). Fire, global warming and the mass balance of carbon in boreal forests. *Ecol. Appl.* 5:437- 451.
- Kasischke, E. S., French, N. H. F., e Bourgeau-Chavez, L. L. (1995b). Estimating release of carbon from 1989 and 1991 forest fires in Alaska. *J. Geophys. Res.* 100:2941-2951.
- Kasischke, E. S. (1996). Fire, climate change and carbon cycling in Alaskan boreal forests, in *Biomass burning and climate change* (J. L. Levine, Ed.), MIT Press, Cambridge, MA.
- Kasischke, E. S., Melack, J.M., e Dobson, M.C. (1997). The use of imaging readers for ecological applications – a review. *Rem. Sens. Environ.* 59:141-156.
- Kitoko, D. Z. (2014). A Informação Geográfica em Angola: Subsídios para Elaboração de uma Estratégia e Plano de Ação de apoio à implementação do Plano Nacional de Informação Geográfica. Dissertação apresentada para obtenção do grau de Mestre em Ciências e Sistemas de Informação Geográfica, Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação da Universidade Nova de Lisboa.
- Koshkariov, A. V., Tikunov, V. S., e Trovimov, A. M. (1989). The current state and the main trends in the development of geographical information systems in USSR. *Int. Journal of Geographical Information Systems*, London: Taylor e Francis, n. 3(3), p. 257-272.
- Kobayashi, S. e Sanga-Ngoie, K. (2008). The integrated radiometric correction of optical remote sensing imageries. *International Journal of Remote Sensing*, 29(20), 5957-5985.
- Klosterman, R. E. (1995). The Appropriateness of Geographic Information Systems for Regional Planning in the Developing World. *Environ. and Urban Systems*, Vol. 19. No. 1. pp. 1-13. Elsevier Science Ltd. 0198-9715/95.

- Landis, J. R., e Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v.33, n.1, p.159-174.
- Landsat-8 (2016). Data Users Handbook. Version 2.0
- Latorre, M., Carvalho Júnior O.A., Carvalho, A.P.F., e Shimabukuro, Y.E. (2002). Correção Atmosférica: Conceitos e Fundamentos. *Espaço e Geografia*, v. 5, p. 153-178.
- Lillesand, T. M., e Kiefer, R. W., (2000). Remote Sensing and image interpretation. 4th Edition. New York: Kiefer Wiley and sons.
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., e Chipman, J. W. (1994). Remote sensing and image interpretation. 5. ed. New York: John Wiley e Sons.
- Li, Z.L., Tang, B.H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Zh., Trigo, I., e Sobrinho, J.A. (2013). Satellite-derived Land Surface Temperature: current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*. 131, 14-37.
- Li, L., Tan, Y., Ying, S., Yu, Z., Li, Z., e Lan, H. (2014). Impact of land cover and population density on land surface temperature: case study in Wuhan, China. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8, 0091-3286.
- Liu, L., e Zhang, Y. (2011). Urban heat island analysis using the Landsat TM data and ASTER data: A case study in Hong Kong. *Remote Sensing*, 3 (7), 1535 –1552.
- Longley, P.A., Goodchild, M.F., Maguire, D.J., e Rhind, D.W. (2005). Geographic Information Systems and Science. Second Edition. New York: John Wiley e Sons.
- Lopes, H. L., Candeias, A. L. B., Accioly, L. J. O., Sobral, M. do C. M., e Pacheco, A. P. (2010). Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças na cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.14, p.1210–1219.
- Lopes, H. L., Candeias, A. L. B., Accioly, L. J. O., Sobral, M. do C. M., Flávio, H.B.B.S., Filho, J.C.A. e Candeias, A.L.B. (2011). Espacialização da humidade do solo por

meio da temperatura da superfície e índice de vegetação. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* v.15, n.9, p.973–980.

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., e Moran, E. (2002). Assesment of atmospheric correction methods for Landsat TM data applicable to Amazon basin LBA research. *International Journal Remote Sensing*, v. 23, p. 2651-2671.

Machado, J. e A., R. (2000). A Emergência dos Sistemas de Informação Geográfica na Análise e Organização do Espaço. Edição: *Fundação Calouste Gulbenkian, Fundação para a Ciência e Tecnologia*, ISBN: 972-31-0818-6. 2000. p.p. 225, 240.

Machado, C.A.S. e Quintanilha, J.A. (2008). Módulo de treinamento: Sistemas de Informações Geográficas (SIG) e Geoposicionamento: Uma aplicação Urbana.

McFeeters, S.K. (1996) The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features. *International Journal of Remote Sensing*, 17, 1425-1432.

Malafaya, F. (2006). Planeamento territorial: escala estratégica de intervenção.

Malenovský, Z., Helmut, R. Josef C., Michael, E. S., Glenda G., Richard F., e Michael B., (2012). Potential of Sentinel-1,2 and-3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. *Remote*.

Manson, S.M., Bonsal, D.B., Kernik, M., e Lambin, E. F. (2015). Geographic Information Systems and Remote Sensing. *International Encyclopedia of the Social e Behavioral Sciences* 64-68.

Mather, P.M. (1987). *Computer Processing of Remotely-Sensed Images. An Introduction*. Chichester: John Wiley and Sons.

Matias, J.M.J.E (2013). Estudo Geoquímico das Águas no Aquífero Cársico do Cretácico e no Aquífero Terrígeno do Delta do Catumbela Região de Lobito, Angola. Avaliação de Possíveis Impactos na Saúde Pública. Mestrado em Geociências Ambiente e Ordenamento do Território. Faculdade de Ciências da Terra da Universidade de Coimbra.

- Matos, J. (2001). Fundamentos de Informação Geográfica, 6ª edição, Lidel.
- Matos, J. (2008). Fundamentos de Informação Geográfica: Detecção Remota. (6ª Ed). Lisboa: Edições LIDEL, pp. 219.
- Matos, J. (2008). Fundamentos de Informação Geográfica. Lisboa: LIDEL. ISBN: 978-972-757-514-5.
- Martins, N. M.N. (2012). Utilização de imagens de satélite de alta resolução para a extração de elementos em ambiente urbano. Dissertação apresentada para obtenção do grau de mestre em Engenharia Geográfica, pela Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa.
- Marques, M. M. (1966). Les grandes unités geomorphologiques d'Angola. Boletim Serv. Geol. Minas Angola, 13: 13-16.
- Marques, M.M. (1977). Esboço das grandes unidades geomorfológicas de Angola (2ª aproximação). Garcia de Orta, Ser. Geol,2:4144. DINIZ, A.C.1998, Angola o meio Físico e Potencialidade Agrícolas, 2ª Ed. *Revista. Instituto da cooperação Portuguesa (ICP)*.
- Marques, L.F.E.S.C. (2009). Tecnologias de Informação Geográfica e Monitorização Ambiental em Contexto Africano. Dissertação apresentada na Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa para obtenção do grau de Mestre em Ordenamento do Território e Planeamento Ambiental na Perspectiva das Comunidades Europeias.
- Mcfeters, S. K. (1996). The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, v.17, p.1425-1431.
- Miguel, B.T. (2009). As TIC como ponto de partida para um novo planeamento do território.
- Moraes, R.M. (1992) - A Fuzzy Expert Systems Architecture for Image Classification Using Mathematical Morphology Operators. PhD Thesis. INPE, São José dos Campos, Br.

- Moraes, M.F.C., e Alvarenga, A.S. (2014). Utilização de imagens Landsat-8 para caracterização da cobertura vegetal.
- Moreira, M.A. (2003). Fundamentos de Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação. 2ª ed. Viçosa, UFV.
- Mu, Q., Zhao, M., Kimball, J. S., McDowell, N. G., e Running, S. W. (2013). A Remotely Sensed Global Terrestrial Drought Severity Index. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 01/2013, Vol. 94, Issue 1, Number 1, 83-98.
- Muñiz, G.I.B., Magalhães, W.L.E., Carneiro, M.E., e Viana, L.C. (2012). Background and state of the art of near infrared spectroscopy in the forest sector base. *Ciência Florestal*, Santa Maria, v. 22, n. 4, p. 865-875.
- Mustavi, M. T., Chan, K. H., Hummels, D. M., e Kalantri, K. (1994). On the Generalization Ability of Neural Network Classifiers.
- NASA. (2010). *The Landsat program*. Disponível em: <<http://landsat.gsfc.nasa.gov/>>. Acesso em 01 de novembro de 2017.
- Nascimento, A.F., Rubim, I. B., Pereira, E.G.S., Barros, R.S., e Ricther, M. (2013). Classificação da Cobertura da Terra, utilizando os Programas Livres: InterIMAGE, WEKA e QuantumGIS. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, INPE.
- Nunes, A.C.M. (2007). Detecção automática de alterações do coberto florestal com imagens de satélites de grau e muito grande resolução espacial. Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciência e Sistemas de Informação Geográfica.
- Oliveira, D.E.M., *et al.* (2011). O SIG e a sua aplicabilidade na geração de mapas temáticos utilizado software livres. Brasil.
- Olorunfemi, J.F., Idowu, O.O., e Ashaolu, E.D., (2017). Remote Sensing and Geographic Information System in Development. *Geography in Development: Issues and Perspectives Remote Sensing and Geographic Information 105 System in Development*.

- Owens, S. (1992). Environmental Change and Land-use Planning, in Environment and Planning, Vol. 24.
- Owens, S. (1993). Viewpoint, The Good, the Bad and the Ugly: Dilemmas in Planning for Sustainability in Town Planning Review.
- Painho, M. (2002). Web GIS e Desenvolvimento Sustentável, Lisboa, 10 p. (URL: consulta em 02-03-2017).
- Paul, F. Winsvold, H. S., Kääb, A., Nagler, T. e Schwaizer, G., (2016). Glacier Remote Sensing Using Sentinel-2. Part II: Mapping Glacier Extents and Surface Facies, and Comparison to Landsat-8. Academic Editors.
- Passasi, M., Cavita, J.R.R., e Sequeira, G. (2012). Lobito Limpo...Lobito Feliz Histórico da limpeza urbana na cidade de Lobito. Administração Municipal de Lobito, 26 pp.
- Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C.J., e Stenseth, N.C. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology and Evolution*, 20, 503-510.
- Pinho, C. M. D., Fonseca, L. M. G., Korting, T. S., Almeida, C. M., e Kux, J. H., (2012). Land-Cover classification of an intra-urban environment using high-resolution images and object-based image analysis. *International Journal of Remote Sensing* 33 (19), 5973-5995.
- Pinto, B. (2007). *Desenvolvimento Sustentavel*.
- Pinho, C.A., e Carvalho F. F. (2010). Prospecção, pesquisa e produção de petróleo em Angola o papel desempenhado pelas companhias petrolíferas. Geologia das ex colónias de África, Angola. Volume III, Capítulo II. 61 pp. In Neiva, C. J.M., Ribeiro, A., Victor, M.L., Noronha, F., Ramalho, M.M. Ciências geológicas: Ensino, investigação e sua história., volume 3, 86 pp.
- Pinho, C. M. D., Fonseca, L. M. G., Korting, T. S., Almeida, C. M., e Kux, J. H., (2012). Land-Cover classification of an intra-urban environment using high-resolution

images and object-based image analysis. *International Journal of Remote Sensing* 33 (19), 5973-5995.

Polidorio, C., Tommaselli, A.M.G., Franco, C., Imai, N.N., e Galo, M.L.B.T. (2005). Correção radiométrica de imagens multiespectrais CBERS e Landsat ETM usando atributos de reflectância e de cor. Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia, Brasil, 16-21 abril 2005, INPE, p. 4241-4248.

Pôças, I.M.V.A (2016). Os Lameiros no contexto das paisagens de montanha. Monitorização por detecção remota em diferentes escalas espaço-temporais. Dissertação submetida à Faculdade de Ciências da Universidade do Porto para obtenção do grau de Doutor em Ciências Agrárias.

Poudel, K. (2007). Application of Geographic Information Systems in the Geographical Research. The Third Pole, Vol. 5-7, PP 37-42.

Prodanov, C. C. e Cesar de Freitas, E. (2013). Metodologia do trabalho científico: Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho Académico, 2ª edição, Novo Hamburgo - Rio Grande do Sul – Brasil.

Quinzeca, D. C. (2012). Distribuição de elementos radioactivos em depósitos sedimentares. Caso de estudo do delta do Catumbela. Tese de Mestrado não publicada. Universidade de Coimbra, 75 pp.

Rocha, J. e Morgado, P. (2007). Integração de Dados Estatísticos na Classificação de Imagens de Satélite, Estudos para o Planeamento Regional e Urbano, Universidade de Lisboa.

Rosa, R., e Brito, J.L.S. (1996). Introdução ao Geoprocessamento. Uberlândia - MG. Ed – CDU.

Rosa, R. (2001). Introdução ao Sensoriamento Remoto. 4ª edição. Uberlândia. edufu.

Resende, M. R.; Bernucci, L.L.B. e Quintanilha, J.A. (2012). Hybrid classification: pixel by pixel and object based to monitor the surface conditions of road pavements. Bol. Ciênc. Geod., sec. Artigos, Curitiba, v. 18, nº 3, p.397-420.

- Richards, J. A. (1995) - Remote Sensing Digital Image Analysis -An Introduction. Berlin, Springer-Verlag.
- Richards, J.A. e X. Jia (2006) Remote Sensing Digital Image Analysis, An Introduction. 4ª edição, Springer, Berlim, Alemanha.
- Roder, A.; Kuemmerle, T., e Hill, J. (2005). Extension of retrospective datasets using multiple sensors. An approach to radiometric intercalibration of Landsat TM and MSS data. *Remote sensing of Environment* (95), 195-210.
- Rodríguez, G. G., Flores, J. G., e Jiménez, E. G. (1999). Metodología de la investigación cualitativa. Málaga: Edições Aljib.
- Rolim, F. A. (2003). Classificação orientada a objecto em imagens de alta resolução para auxílio ao monitoramento ambiental em uma bacia microbacia hidrográfica. Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração Manejo Florestal, Departamento de Ciências Florestais e da Madeira, Setor de Ciências Agrárias, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Ciências Florestais.
- Rosendo, J. dos S. (2005). Índices de Vegetação e Monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do rio Araguari -MG - utilizando dados do sensor Moodis. 130 p. Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal de Uberlândia, como requisito parcial à obtenção do grau de mestre em Geografia na especialidade de Geografia e Gestão do Território.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A. e Deering, D.W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In Earth Resources Tecnology Satellite- 1 Symposium,3, Proceedings. Washington, v.1, Sec. A.
- Sabino, M. (2008) Geografia da 8ª classe: Manual do aluno I Ciclo do Ensino Secundário, Angola.
- Santos, G.D., e Oliveira R.A.A.C. (2016). Classificação pixel a pixel aplicada à discriminação de corpos d'água em imagem Landsat-8. RMCT Vol.33 Nº1. Revista Militar de Ciência e Tecnologia.

- Saraiva, C.S.A. (2015). Avaliação do Potencial das Imagens Sentinel-1 para Identificação de Culturas Agrícolas. Dissertação de mestrado apresentada para obtenção de grau de Mestre em Engenharia Geográfica na Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa.
- Semmens, K.A., Anderson, M.C., Kustas, W.P., Gao, F., Alfieri, J.G., McKee, L., Prueger, J.H., Hain, C.R., Cammalleri, C., Yang, Y., Xia, T., Sanchez, L., Alsina, M.M., e Velez, M. (2016). Monitoring daily evapotranspiration over two California vineyards using Landsat-8 in a multi-sensor data fusion approach. *Remote Sensing of Environment*, 185, 155-170.
- Serviços Meteorológicos de Angola (1974). Colectânea de estudos hidrológicos. Serviços Meteorológicos de Angola, Luanda.
- Sexton, J. O., Urban, D. L., Donohue, M. J., e Song, C. (2013). Long-term land cover dynamics by multi-temporal classification across the Landsat-5 record. *Remote Sensing of Environment*, 128, 246–258.
- Silva, L. S. (2011) Dinâmica sedimentar recente em três áreas do delta do rio Catumbela: Contribuição para o ordenamento do território. Tese de Mestrado não publicada Universidade de Coimbra, 68 pp.
- Silva, A. N.; Lira, C.; Taborda, R.; Dias, E., Catalão, J. e Amorim, A., (2016). Sistemas de Informação Geográfica: Análise Espacial. DGRM, Lisboa, Portugal.
- Simonsen, F.M., (2013). Relação entre planeamento territorial e a protecção do ambiente. Dissertação de mestrado apresentada no âmbito do 2º Ciclo de Estudos em Direito da Faculdade de Direito da Universidade de Coimbra.
- Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Lenney, M.P., e Macomber, S.A. (2001). Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects. *Remote sensing of Environment*. (75), 230-244.
- Slocombe, D. (1993). Environmental Planning, Ecosystem Science and Ecosystem Approaches for Integrating. *Environment and Development, in Environmental Management*, Vol. 17.

- Schroeder, T. A., Cohen, W. B., Song, C., Canty, M. J., e Yang, Z. (2006). Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon, 103, 16–26.
- Schmugge, T.A., French, J. C., Ritchie, A. R. e H. Pelgrum. (2002). Temperature and emissivity separation from multispectral thermal infrared observations, *Remote Sens. Environ.*, 79, 189–198.
- Sobrino, J.A., Jimenez-Munoz, J.C., e Paolini, L. (2004). Land Surface Temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sensing of Environment* 90, 434–440.
- Sobrino, J.A., e Jimenez-Munoz, J.C. (2014). Minimum configuration of thermal infrared bands for land surface temperature and emissivity estimation in the context of potential future missions. *Rem. Sens. Environ.* 148, 158–167.
- Sobrino, J. A., Del Frate, F., Drusch, M., Jiménez-Muñoz, J. C., Manunta, P., e Regan, A. (2016). Review of Thermal infrared applications and requirements for future high-resolution sensors, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54, 2963-2972.
- Stöckli, R. (2013). The Helio Mont Surface Solar Radiation Processing, Scientific Report MeteoSwiss, 93, ISSN: 1422–138, 122 pp.
- Sun, D., e Pinker, R. T. (2004). Case study of soil moisture effect on land surface temperature retrieval. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v 1, p.127–130.
- Tao, F., Yokozawa, Z., Zhang, H., e Yishigooka, Y. (2008). Land surface phenology dynamics and climate variations in the North-East China Transect (NECT), 1982–2000. *International Journal of Remote Sensing*.
- Tenedório, JÁ., Rocha JF., Encarnação, S., e Pontes S. (2004). Integração de Autómatos Celulares e Redes Neurais em Ambiente SIG para Previsão de Alterações nos Padrões de Uso e Ocupação do Solo. Guimarães.
- Tenedório, JA., Henriques, C.D., e Silva, J.C. (2004). Municípios, Ordenamento do Território e Sistemas de Informação Geográfica. In *GeoINova*. Departamento

Geografia e Planeamento Regional / Faculdade de Ciências Sociais e Humanas da Universidade Nova de Lisboa. pp. 201-209.

Triviños, A. N. S. (1987). *Introdução à Pesquisa em Ciências Sociais: A Pesquisa Qualitativa em Educação*, São Paulo, Editora Atlas S.A.

Tchikwala, E.F. (2010). *Caracterização físico-química e avaliação de impactes antrópicos na água do rio Catumbela Benguela – angola*. Dissertação apresentada para obtenção do grau de mestre em Geociências área de especialização em Ambiente e Ordenamento pela Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra.

Vanonckelen, S., Lhermitte, S., e Van Rompaey, A. (2013). The effect of atmospheric and topographic correction methods on land cover classification accuracy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 24, 9-21.

Valongo A. (2000). *Estudo físico geográfico da Catumbela*, ISCED, Benguela, monografia de licenciatura, não publicada.

Weiss, C.V.C., Camargo, D.C.S.; Rosca, E.H. e Espinoza, J. (2015). Análise comparativa entre métodos de correção atmosférica em imagens do sensor Operational Land Imager (OLI), plataforma Landsat-8. *Scientia Plena* 11, 021711 Num. 2.

Yan, G., Mas, J.F.; Maathuis, B.H.P., Xiangmin, Z. e Vandijk, P.M. (2006). Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches – a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China. *International Journal of Remote Sensing*, v.27, p.4039-4055.

Yeh, A. G. O. (1999). "Urban planning and GIS", in Longley P. A., M. F. Goodchild, D. J. Maguire and D. W. Rhind (Eds.). *Geographical Information Systems*, Second edition. New York: *John Wiley and Sons*.

Yin, R. K. (1994). *Case study research: Design and methods*, Applied Social Research Methods Series, 5, 2ª Edição, Thousand Oaks, CA: Sage.

- Yin, R. K. (2014). Case study research: Design and methods, Applied Social Research Methods Series, 5, 5ª Edição. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Xião, X., Hagen, S., Zhang, Q., Keller, M., e III, B.M. (2006). Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 103, 465-473.
- Xu, H. (2006). Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v.27, p.3025-3033.
- Wang, Q., Shi, W. Z. L., e Atkinson, P. M., (2016). Fusion of Sentinel-2 images. Faculty of Science and Technology. Engineering Building. Lancaster University. Lancaster LA1 4YR, UK, Volume 187.
- Wang, S., Ma, Q., Ding, H., e Liang, H. (2018). Detection of urban expansion and land surface temperature change using multi-temporal Landsat images. *Resources, Conservation and Recycling* 128, 526–534.
- Weng, Q. (2010). Remote sensing and GIS integration: Theories, methods, and applications. *New York: McGraw Hill Professional*.
- Wilson, E.H.; Sader, S. A. (2002). Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, v.80, p.385-396.
- Woloti, I.C.L. (2011). As lixeiras da Catumbela (Benguela-Angola) Caracterização de alguns Impactos. Dissertação apresentada para obtenção do grau de mestre em Geociências área de especialização em Ambiente e Ordenamento pela Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra.
- Wu, J., Nellis, Ranson, M. D., Price, K. P. e Egbert, S. L. (1997). Evaluating soil CRP land using remote sensing and GIS in Finney County, Kansas. *J. Soil and Water Cons.* 52(5):352-358.
- Zeng, Y., Feng, Z., e Xiang, N. (2010). Assessment of soil moisture using Landsat ETM+ temperature/vegetation index in semiarid environment. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, v.6, p.4036-4039.

Ziaul, SK., e Pal, S. (2016). Image based surface temperature extraction and trend detection in an urban area of west Bengal, India. *Journal of Environmental Geography* 9 (34), 1325.

Zhanga, X.; Estoqueb, R.C. e Murayamab, Y. (2017). An urban heat island study in Nanchang City, China based on land surface temperature and social-ecological variables. *Sustainable Cities and Society* 32, 557–568

Legislação

Decreto-Lei n.º 23/92, de 16 de Setembro. *Diário da República n.º 23, I Série*. Conjunto de normas (regras e princípios) supremas do ordenamento jurídico do país.

Decreto-Lei n.º 5/98, de 19 de Julho. *Diário da República n.º 84 Série I*. Lei de Base do Ambiente.

Decreto-Lei n.º 3/04, de 25 de Junho. *Diário da República n.º 51, I Série*. Lei do Ordenamento do Território e Urbanismo.

Decreto-Lei n.º 2/06 de 23 de Janeiro. *Diário da República n.º 10, I Série*. O Regulamento Geral dos Planos Territoriais, Urbanísticos e Rurais.

Decreto-Lei n.º 39/11 de 29 de Novembro. *Diário da República n.º 251 Série I*. Lei da organização e funcionamento dos órgãos da administração local do estado.

Anexos

ANEXO 1: Tabela 1. Matriz de Contingência da classificação orientação por segmentos, utilizando algoritmo *multiresolution* do *eCognition* 9.0 dos dados Sentinel-2

Matriz de Contingência baseada em amostra

Amostras de Classes de Usuários

Classes	Assentamento	Assentamento Espaçado	Corpos d'água	Floresta Densa	Rocha Exposta	Solo Descoberto	Zonas Húmidas	Terras Cultivadas	Vegetação Espaçada	Total dos pixels	Exactidão do utilizador (%)
Assentamento	64	9	0	0	0	0	0	0	0	73	87
Assentamento Espaçado	23	150	0	0	7	11	0	0	0	191	78
Corpos d'água	0	0	134	0	0	0	30	0	0	164	81
Floresta Densa	0	0	0	764	0	0	0	46	75	885	86
Rocha Exposta	0	13	0	0	29	17	0	0	0	59	49
Solo Descoberto	0	17	0	0	15	45	0	0	0	77	58
Zonas Húmidas	0	0	23	0	0	0	31	0	0	54	57
Terras Cultivadas	0	0	0	7	0	0	0	55	19	81	67
Vegetação Espaçada	0	0	0	23	0	0	0	33	722	778	99
Total dos pixels	87	189	157	794	51	73	61	134	816	2362	
Exactidão do produtor (%)	73	79	85	96	56	61	50	41	88		
Exactidão geral (%)	0,84										
Coefficiente Kappa (%)	0,78										

ANEXO 2: Tabela 2. Matriz de Contingência da classificação orientação por segmentos, utilizando algoritmo *multiresolution* do *eCognition* 9.0 dos dados Landsat-8

Matriz de Contingência baseada em amostra

Amostras de Classes de Usuários

Classes	Assentamento	Assentamento Espaçado	Corpos d'água	Floresta Densa	Rocha Exposta	Solo Descoberto	Zonas Húmidas	Terras Cultivadas	Vegetação Espaçada	Total dos <i>pixels</i>	Exactidão do utilizador (%)
Assentamento	46	7	0	0	0	0	0	0	0	53	86
Assentamento Espaçado	3	105	0	0	5	3	0	0	0	116	90
Corpos d'água	0	0	234	0	0	0	13	0	0	247	94
Floresta Densa	0	0	0	890	0	0	0	0	31	921	96
Rocha Exposta	0	6	0	0	46	5	0	0	0	57	80
Solo Descoberto	0	3	0	0	7	25	0	0	0	35	71
Zonas Húmidas	0	0	7	0	0	0	11	0	0	18	61
Terras Cultivadas	0	0	0	0	0	0	0	73	3	76	96
Vegetação Espaçada	0	0	0	26	0	0	0	9	936	971	96
Total dos <i>pixels</i>	49	121	241	916	58	33	24	82	970	2494	
Exactidão do produtor (%)	93	92	60	98	86	75	45	89	96		
Exactidão geral (%)	0,94										
Coefficiente Kappa (%)	0,91										

ANEXO 3: Tabela 3. Matriz de Contingência da classificação orientação por objectos, utilizando algoritmo *multiresolution* do *eCognition* 9.0 dos dados Landsat-8

Matriz de Contingência baseada em amostra

Amostras de Classes de Usuários

Classes	Assentamento	Assentamento Espaçado	Corpos d'água	Floresta Densa	Rocha Exposta	Solo Descoberto	Zonas Húmidas	Terras Cultivadas	Vegetação Espaçada	Total dos pixels	Exactidão do utilizador (%)
Assentamento	34	3	0	0	0	0	0	0	0	37	91
Assentamento Espaçado	5	98	0	0	0	0	0	0	0	103	75
Corpos d'água	0	0	134	0	0	0	0	3	5	142	94
Floresta Densa	0	0	0	764	0	0	0	1	3	768	99
Rocha Exposta	0	3	0	0	29	5	0	0	0	37	78
Solo Descoberto	0	0	0	0	2	21	0	0	0	23	91
Zonas Húmidas	0	0	3	0	0	0	5	0	0	8	62
Terras Cultivadas	0	1	0	0	0	0	0	55	3	59	93
Vegetação Espaçada	0	0	0	4	0	0	0	5	722	731	98
Total dos pixels	39	105	137	768	31	26	5	64	733	1908	
Exactidão do produtor (%)	87	93	98	99	93	80	100	85	98		
Exactidão geral (%)	0,97										
Coefficiente Kappa (%)	0,95										

ANEXO 4: Tabela 4. Matriz de Contingência da classificação orientação por objectos, utilizando algoritmo *multiresolution* do *eCognition 9.0* dos dados Sentinel-2

Matriz de Contingência baseada em amostra

Amostras de Classes de Usuários											
Classes	Assentamento	Assentamento Espaçado	Corpos d'água	Floresta Densa	Rocha Exposta	Solo Descoberto	Zonas Húmidas	Terras Cultivadas	Vegetação Espaçada	Total dos pixels	Exactidão do utilizador (%)
Assentamento	23	5	0	0	0	4	0	0	0	32	71
Assentamento Espaçado	3	75	0	0	0	0	0	0	3	81	92
Corpos d'água	0	0	87	0	0	0	3	9	0	99	87
Floresta Densa	0	0	0	360	0	0	0	0	0	360	100
Rocha Exposta	0	3	0	0	25	0	0	2	2	32	78
Solo Descoberto	0	0	0	0	4	3	0	0	2	9	33
Zonas Húmidas	0	0	0	0	0	0	11	0	3	14	78
Terras Cultivadas	0	0	13	0	0	0	0	65	0	78	83
Vegetação Espaçada	0	0	0	5	0	0	0	0	535	540	99
Total dos pixels	26	83	100	365	29	7	14	76	545	1245	
Exactidão do produtor (%)	88	90	87	99	86	42	78	85	98		
Exactidão geral (%)	0, 95										
Coefficiente Kappa (%)	0, 94										

ANEXO 5: Tabela 5. Matriz de Contingência da classificação *pixel* por *pixel*, utilizando algoritmo de máxima verossimilhança dos dados Landsat-8

Matriz de Contingência

Amostras de Classes de Usuários

Classes	Assentamento	Assentamento Espaçado	Corpos d'água	Floresta Densa	Rocha Exposta	Solo Descoberto	Terras Cultivadas	Vegetação Espaçada	Total dos pixels	Exactidão do utilizador (%)
Assentamento	26	7	0	0	0	0	0	0	33	78
Assentamento Espaçado	9	109	0	0	0	10	0	0	128	85
Corpos d'água	0	0	104	0	0	0	0	0	104	100
Floresta Densa	0	0	0	300	0	0	30	34	364	82
Rocha Exposta	1	5	0	0	29	0	0	0	35	83
Solo Descoberto	3	4	0	0	7	21	0	0	35	60
Terras Cultivadas	0	0	0	3	0	0	55	8	66	83
Vegetação Espaçada	0	2	0	5	0	3	9	402	421	95
Total dos pixels	39	127	104	308	36	34	94	444	1186	
Exactidão do produtor (%)	67	86	100	97	80	62	56	91		
Exactidão geral (%)	0,88									
Coefficiente Kappa (%)	0,87									

ANEXO 6: Tabela 6. Matriz de Contingência da classificação *pixel* por *pixel*, utilizando algoritmo de máxima verossimilhança dos dados Sentinel-2

Matriz de Contingência

Amostras de Classes de Usuários

Classes	Assentamento	Assentamento Espaçado	Corpos d'água	Floresta Densa	Rocha Exposta	Solo Descoberto	Terras Cultivadas	Vegetação Espaçada	Total dos pixels	Exactidão do utilizador
Assentamento	15	69	0	0	0	0	0	0	84	18
Assentamento Espaçado	10	88	0	0	9	0	0	0	107	82
Corpos d'água	0	0	65	0	0	0	0	0	65	100
Floresta Densa	0	0	0	201	0	0	10	9	220	91
Rocha Exposta	0	9	0	0	10	3	0	0	22	45
Solo Descoberto	4	2	0	0	2	13	0	0	21	62
Terras Cultivadas	0	0	0	3	0	0	88	2	93	95
Vegetação Espaçada	0	0	0	4	0	0	8	75	87	86
Total dos pixels	29	168	65	208	21	16	106	86	699	
Exactidão do produtor	52	52	100	97	48	81	83	87		
Exactidão geral (%)	0,79									
Coefficiente Kappa (%)	0,74									