

UNIVERSIDADE DE LISBOA  
FACULDADE DE CIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E  
ENERGIA



**Ciências**  
**ULisboa**

**UMA ABORDAGEM MULTIESPECTRAL ESPACIAL PARA  
A CARTOGRAFIA DE TERRENOS ABANDONADOS**

Sónia Martins Vila Dawborn

**Mestrado em Sistemas de Informação Geográfica - Tecnologias e Aplicações**

Trabalho de Projeto orientado por:  
Professor Doutor João Catalão Fernandes

2019



UNIVERSIDADE DE LISBOA  
FACULDADE DE CIÊNCIAS  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E  
ENERGIA



**UMA ABORDAGEM MULTIESPECTRAL ESPACIAL PARA  
A CARTOGRAFIA DE TERRENOS ABANDONADOS**

Sónia Martins Vila Dawborn

**Mestrado em Sistemas de Informação Geográfica - Tecnologias e Aplicações**

Documento Provisório

Trabalho de Projeto orientado por:  
Professor Doutor João Catalão Fernandes

2019

# Resumo

A produção mundial de alimentos enfrenta graves limitações com as mudanças climáticas e as restrições de água e de solos aráveis. A previsão do aumento acelerado da população mundial pode ameaçar gravemente a disponibilização de alimentos a nível mundial. Segundo um relatório do Eurostat de 2016, os territórios rurais representam mais de 77% do território da União Europeia (EU), os quais representam uma fonte de alimentos e de postos de trabalho. Ainda numa publicação da Eurostat de 2017, relativamente às medidas a adotar para a redução da fome a nível europeu, diz-se que uma em cada nove pessoas a nível mundial nos dias de hoje, se encontra malnutrida. Para combater estes números, a produtividade agrícola e os lucros dos produtores de alimentos em pequena escala, e a nível local deverão aumentar para o dobro segundo essa publicação.

Neste projeto pretende-se localizar e classificar de forma automatizada, territórios que estando desocupados, possam vir a ser alvo de práticas agrícolas caso a sua localização e condicionantes locais o possibilitem. Será testada uma abordagem baseada em objetos espectrais homogéneos individualizados por segmentação espectral da imagem. A segmentação da imagem será executada em imagens dos meses de verão e primavera, onde serão feitos cálculos para a média (MD) e para o desvio padrão (DP) do índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI) ou Normalized Difference Vegetation Index na literatura anglo-saxónica. Os cálculos foram executados em imagens que foram adquiridas pelos satélite Landsat 5 e Landsat 8 ao longo de um período total de 15 anos não consecutivos. Foram conseguidos, dois produtos em formato “raster”, que revelaram a probabilidade de ocupação do território e que foram denominados de “*máscara para regiões ocupadas: ZO*” e “*máscara para regiões livres: ZL*” respetivamente. Foi possível concluir que as técnicas e métodos utilizados servem os objetivos propostos.

**Palavras-chave:** Multiespectral, Detecção Remota, NDVI, Landsat 5, Landsat 8, Algarve, TM, OLI, terrenos agrícolas.

# Abstract

World food production faces serious constraints with climate change and with water and arable land restrictions. The predicted rapid growth of the world's population can pose serious limitations in the availability of food worldwide. According to a Eurostat report from 2016, the rural territories represent more than 77% of the territory of the European Union (EU), which represent a source of food and jobs. Another Eurostat publication dated from 2017 in relation to measures to reduce hunger at a European level, alleged one in nine people worldwide is malnourished nowadays. To decrease these numbers, agricultural productivity and profits of small-scale food producers are expected to double according to the report.

The current project aims to locate and classify in an automated way, vacant territories that may be targeted as agricultural land in case their positioning, local conditions and certain features used to classify the areas, make it feasible.

This project will be testing an approach based on homogeneous specular objects individualized by spectral segmentation of the image.

Segmentation will be performed on summer months images which were calculated for the mean (MD) and for standard deviation (DP) of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). The images were acquired by Landsat 5 and Landsat 8 satellites for a total of 15 non-consecutive years. Two products in a raster format were automatically produced which revealed the probability of a certain territory to be occupied named “*máscara para regiões ocupadas*” and the other product being the probability of the territory to be available and named “*máscara para regiões livres*”. The product with the best results was the one that representing the non-occupied regions: “*máscara para regiões livres*”. In case there is a follow up work from this project, this product is here recommended to be used as one of the variables to include in a linear model for farming aptitude. It was possible to conclude that the techniques and methods used serve the proposed goals.

**Keywords: Multispectral, Remote Detection, NDVI, Landsat 5, Landsat 8, Algarve, TM, OLI, Farming land**

# Agradecimentos

Gostaria de deixar aqui os meus sinceros agradecimentos a todas as pessoas que fizeram parte da minha existência ao longo deste percurso e que foram muito importantes para a concretização deste meu objetivo.

Ao professor João Catalão Fernandes quero deixar aqui todo o meu reconhecimento ao seu talento e agradecimento à sua disponibilidade nesta orientação remota. Obrigada por ter acreditado que este era um trabalho viável no contexto de um trabalho de projeto, e por ter ajudado a transformar uma série de ideias vagas neste produto.

Aos professores do Departamento de Engenharia Geográfica e em particular à professora Cristina Catita pela amizade, pelas gargalhadas e pelo apoio e disponibilidade ao longo do curso.

A todos os meus colegas deste mestrado, mas em particular à colega, companheira e amiga Mariana Costa por ter estado sempre presente.

À Câmara Municipal de Silves e à Associação de Regantes e Beneficiários de Silves, Lagoa e Portimão, obrigada por terem disponibilizado dados que apesar de não terem sido usados neste relatório, podem vir a ser interessantes para outros projetos da FCUL.

Ao Toby, marido, amigo e colega de trabalho, que me incentivou e recordou inúmeras vezes que o nosso futuro seria ainda mais divertido e feliz quando este capítulo da nossa vida tivesse sido terminado com sucesso.

E por fim, mas muito em especial à minha mãe, por toda a magia que existe em fazer desaparecer a distância entre Lisboa e o Algarve para apoiar as suas meninas pequenas e grande em cada época de exames.

Dedico este trabalho às minhas filhas Liara e Alyssa.

Obrigada por terem resistido às minhas ausências nas horas longas de infantário em Lisboa e espero ser sempre uma inspiração positiva nas vossas vidas!

# Índice

<b>Resumo</b>	<b>1</b>
<b>Abstract</b>	<b>2</b>
<b>Agradecimentos</b>	<b>3</b>
<b>Capítulo 1</b>	<b>1</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Motivação</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Objetivos</b>	<b>3</b>
<b>1.3 Estado da Arte</b>	<b>4</b>
<b>1.4 Organização do Trabalho</b>	<b>6</b>
<b>Capítulo 2</b>	<b>9</b>
<b>2 Métodos e Dados</b>	<b>9</b>
2.1 Área de Estudo	9
2.2 Metodologia	10
2.2.1 Dados	11
2.2.1.1 Imagens de satélite	12
2.2.1.1. a) Landsat 5 - Sensor Thematic Mapper (TM)	13
2.2.1.1. b) Landsat 8 - Sensor Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS)	13
2.2.1.2 Transformação e Conversão de Dados	15
2.2.1.2. a) Calibração Topo da Atmosfera	18
2.2.1.2. b) Cálculos do Índice de Vegetação de Diferença Normalizada - NDVI	19
2.2.1.2. c) Extração de dados numéricos a partir das Imagens de NDVI	21
2.2.1.2. d) Normalização dos dados obtidos por diferentes sensores	23
2.2.2 Dados de Treino, Dados de Validação e Criação de Máscaras Binárias	25
2.2.2.1 Dados de Treino	25
2.2.2.1.a Informação Geográfica sobre Culturas	25
2.2.2.1.b Definição de Classes Culturais	26
2.2.2.2 Definição de polígonos de validação	27
<b>Capítulo 3</b>	<b>29</b>
<b>3 Resultados</b>	<b>29</b>
<b>3.1 Análise de séries temporais do NDVI</b>	<b>29</b>
3.1.1 Resultados da classe “Urbanizado”	30
3.1.2 Resultados da classe “Solo Exposto”	31
3.1.3 Resultados da classe “Árvores de Fruto”	33
3.1.4 Resultados da classe “Eucaliptal”	34
3.1.5 Resultados da classe “Vegetação Original”	35
3.1.6 Resultados da classe “Areia de Praia”	37
3.1.7 Resultados da classe “Pedreira”	38
<b>3.2 Interpretação de resultados das Séries Temporais</b>	<b>39</b>
<b>3.3 Interpretação de valores da média e desvio padrão do NDVI</b>	<b>41</b>
<b>3.4 Geração de Máscaras Binárias</b>	<b>44</b>
3.4.1 Máscara de Zonas Livres “ZL”	45
3.4.2 Máscara de Zonas Ocupadas “ZO”	45

<b>3.5</b>	<b>49</b>
<b>Validação de Máscaras</b>	<b>49</b>
<b>4 Discussão</b>	<b>52</b>
<b>Capítulo 4</b>	<b>54</b>
<b>5 Conclusões</b>	<b>54</b>
<b>6 Referências</b>	<b>55</b>



## Lista de Tabelas:

Tabela 1 - Indicação dos dados utilizados, fonte original e formato de recolha. ....	12
Tabela 2 - Características comparativas das bandas dos sensores TM e OLI.....	14
Tabela 3 - Exemplo de Rotina Matlab® para extração de dados da MD da classe “Arv. de fruto”. ....	23
Tabela 4 - Classes culturais definidas.....	26
Tabela 5 - Imagens usadas para a série temporal e referência nos gráficos.....	30
Tabela 6 - Valores da MD e do DP para caracterização de regiões livres e ocupadas. ....	43
Tabela 7 - Imagens de zonas livres e de zonas ocupadas. ....	46
Tabela 8- Área de cada município do barlavento algarvio comparada com a área considerada livre. ....	48

## Lista de Figuras:

Figura 1 - Localização da área de estudo.....	9
Figura 2 - Zonamento geomorfológico da região do Algarve (adaptado de Guia de Turismo de Natureza do Algarve, turismo do Algarve).....	10
Figura 3 - Fases de trabalho.....	11
Figura 4 - Aplicações informáticas utilizadas. ....	15
Figura 5 - Fluxo de trabalho.....	17
Figura 6 - Diagrama exemplificativo da aplicação de correções TOA e delimitação da área de estudo sobre as imagens originais em software ENVI®.....	18
Figura 7 - Diagrama exemplificativo do processamento para obtenção das imagens de NDVI.....	19
Figura 8 - Exemplo de imagem de NDVI individual (15 de junho de 2002) com classes culturais sobrepostas. ....	20
Figura 9 - Exemplo de uma imagem do DP de NDVI para os meses de verão do ano de 2017.....	20
Figura 10 - Rotina Matlab® para cálculo de imagens de médias anuais de NDVI e para extração de dados numéricos. ....	22
Figura 11 - Bandas do sensor TM e OLI (after Roy D.P. et al., 2016).....	24
Figura 12 - Exemplo de definição de polígonos para localização e identificação de classes culturais.....	26
Figura 13 - Exemplo de classes de validação comparadas com classes de treino da classe “Vegetação Original”.....	28
Figura 14 - Exemplo de zonas urbanizadas a amarelo onde se incluem espaços verdes que contribuem para aumentar os valores de NDVI da MD (cidade de Albufeira).....	31
Figura 15 - Série Temporal com resultados da MD (à esquerda) e de DP (à direita) de NDVI para a classe “urbanizado”.....	31
Figura 16 - Exemplo da localização da classe “Solo Exposto”. ....	32
Figura 17 - ST com resultados da MD de NDVI (à esquerda) e dos desvios padrão de NDVI (à direita) para a classe “Solo Exposto”. ....	32
Figura 18 - Exemplo da classe "Árvores de fruto" com copas de pequenas dimensões mas de plantação constante típica de pomares.....	33
Figura 19 - Série temporal com resultados da MD de NDVI para a classe “Árvores de Fruto”.....	34
Figura 20 - Classe "Eucaliptal". ....	35
Figura 21 - ST com resultados da MD de NDVI (à esquerda) e de DP de NDVI (à direita) para a classe “eucaliptal”.....	35
Figura 22 - Vegetação Original. ....	36
Figura 23 - ST com resultados da MD de NDVI (à esquerda) e de DP de NDVI (à direita) para a classe “Vegetação Original”.....	36
Figura 24 - Exemplo de localização da classe "Areia de Praia". ....	37
Figura 25 - Série temporal da classe "Areia de Praia". ....	37
Figura 26 - Classe "Pedreira". ....	38
Figura 27 - Série temporal da classe "Pedreira". ....	38
Figura 28 - Série temporal do DP (em baixo) e da MD (em cima) de NDVI entre os anos de 2002 e 2017 para todas as culturas em análise.....	39
Figura 29 - Mapa de áreas ardidas entre os anos de 2000 e 2008 sobre região de trabalho. ....	40
Figura 30 - Imagem do ano de 2014 (11/10/2014) à esquerda e de 2015 (11/Out/2015) à direita – Google Earth. Círculos amarelos representam parcelas alteradas de um ano para outro. ....	41
Figura 31 - Gráfico da MD Vs DP para definir regiões espectrais passíveis de serem usadas para fins agrícolas. ....	43
Figura 32 - Mapa com máscara de Zonas Livres(a cor rosa) sobre os concelhos do Barlavento Algarvio.....	47
Figura 33 – Pormenor de Zona Livre a cor rosa e Zona Ocupada a cor verde. ....	47
Figura 34 – Pormenor de zonas ocupadas a cor verde e zonas livres a cor rosa.....	48
Figura 35 - Procedimento para evidenciar as zonas livres de forma mais visível. ....	49
Figura 36 -Máscara de Zonas Livres (a cor rosa) com polígonos de validação de zonas que se conhecem como livres a magenta.....	50
Figura 37 – Localização de pontos de validação.....	51
Figura 38 - Zona Livre muito densa considerada Zona Ocupada pela máscara de Zonas Livres.....	52

## Lista de Abreviaturas

### LISTA DE ABREVIATURAS

DA: detecção de alteração .....	3
DESA: Departamento de Assuntos Sociais e Económicos das Nações Unidas.....	1
DP: Desvio Padrão .....	4
DR: detecção remota .....	1
ESRI: Environmental Systems Research Institute.....	25
IFAP - Instituto de Financiamento da Agricultura e Pescas .....	33
MD: Média .....	4
NDVI - Índice de Vegetação de Diferença Normalizada .....	3
<b>NDVI: Normalized Index of Vegetation</b> .....	2
NIR: Infra-vermelho Próximo .....	13
OLI: Sensor Operational Land Imager .....	12
<b>RD: Remote Detection</b> .....	2
TIRS: Thermal Infrared Sensor .....	12
TM: Sensor Thematic Mapper.....	12
TOA: Topo da Atmosfera.....	18

# Capítulo 1

## 1 Introdução

### 1.1 Motivação

A detecção remota (DR) tem vindo a desenvolver um papel fulcral na obtenção de dados em muitas áreas de investigação. A agricultura em particular tem sido objeto de muitos desenvolvimentos e tomadas de decisão a nível administrativo por via da análise de imagens de satélite.

Segundo uma apresentação do diretor da divisão de população do Departamento de Assuntos Sociais e Económicos das Nações Unidas – DESA – ONU, a população mundial atual é de 7.6 mil milhões, prevê-se que cresça até 8.6 mil milhões em 2030, 9.8 mil milhões em 2050 e 11.2 mil milhões em 2100 (ONU, 2017).

As zonas urbanizadas irão continuar a crescer de forma acelerada o que levará a que a maioria da população se concentre em cidades e não em zonas rurais. Essa tendência em conjunto com o aumento dos salários para as zonas urbanizadas irá aumentar os salários em geral, levando também a um aumento dos preços da habitação por indivíduo. Isso irá alterar as exigências e preferências alimentares, passando a incluir maior variedade e maior valor nutricional na dieta da população como reflexo do aumento do poder de compra por parte dos indivíduos.

Para que se possa atender a essa crescente e exigente solicitação, é preciso aumentar a produção de alimentos em 70% (FAO, 2017). Por outro lado a produção de alimentos enfrenta graves limitações com as mudanças climáticas e as restrições de água e de solos aráveis.

Durante os finais dos anos 90's e primeira década de 2000's a área de terras cultivadas a nível europeu diminuiu grandemente (Hatna e Bakker, 2011). Ainda numa publicação

datada de 21 de Dezembro de 2017 pela CONFAGRI – Confederação Nacional das Cooperativas Agrícolas e do Crédito Agrícola, em 2030 haverá menos quatro milhões de hectares de superfície agrícola na EU. Segundo esta publicação a diminuição de área agrícola é o resultado do aumento da área urbanizada a nível europeu.

Devido ao aumento gradual da população mundial, a área de terra arável a nível mundial ou a intensidade da produção agrícola deverão ter que aumentar de forma a preencher as necessidades de alimentação para a população. De acordo com as estimativas da ONU para 2030, o mundo precisará de pelo menos 50 % a mais de alimentos, 45 % a mais de energia e 30 % a mais de água numa época em que o ambiente em mudança cria novos limites ao abastecimento.

Em geral, assume-se que um agricultor que cultive a sua terra, deverá em caso de sucessão dos seus bens, transmitir essa terra a quem a continue a cultivar, mas nem sempre é essa a realidade e, arrendar ou transmitir a terra para outros fins pode ser uma realidade que colocará em risco ou diminuirá a produtividade das terras agrícolas.

O abandono de terras aráveis é um grande problema ambiental, particularmente em regiões de montanha onde a erosão pode atingir vastas áreas.

Segundo Bruinsma, (2003) num relatório para a ONU, a procura de terras abandonadas ou degradadas que possam ser usadas para a prática agrícola, tem sido o centro das atenções na comunidade científica mundial no sentido de colmatar as necessidades alimentares e energéticas num período em que as áreas produtivas diminuem cada vez mais.

Recentemente tem-se verificado a nível nacional, uma elevada alteração das tendências onde os jovens têm vindo a interessar-se novamente pelos trabalhos agrícolas e onde os projetos agrícolas com os apoios económicos comunitários, têm surgido de forma mais célere do que na primeira década de 2000's.

Um dos exemplos mais recentemente anunciados na região do Algarve, tem sido o fenómeno da procura de terrenos disponíveis para o cultivo de abacate. O abacate é um fruto muito apreciado a nível mundial e principalmente a nível dos países asiáticos que é precisamente onde a maioria do aumento populacional se tem verificado. Esta cultura apenas se consegue cultivar em condições climáticas muito específicas, as quais se

podem encontrar na região do Algarve e no sul de Espanha onde o clima é muito semelhante. Segundo Fernando Severino, numa reportagem com data de 1 de outubro de 2017, o diretor regional de agricultura e pescas do Algarve disse que a procura de terrenos para a plantação deste tipo de árvores de fruto tem sido muito elevada, no entanto apenas se conseguem encontrar terrenos com áreas muito limitadas o que não se mostra suficientemente rentável ao investimento.

Neste contexto pretende-se cartografar a região do Barlavento Algarvio, na procura de zonas que possam ser identificadas como prospetivas para a prática agrícola e cujas áreas sejam suficientemente vastas para justificar o investimento.

A cartografia de vastas áreas torna-se morosa e apresenta desafios em regiões de acesso restrito. Neste trabalho de projeto pretende-se recorrer ao uso de técnicas de DR para atingir os objetivos.

Recentemente com o recurso a imagens de satélite, tem sido possível vir a automatizar o processo de deteção de alteração (DA) como instrumento de estudo deste tipo de projetos.

Existem variados índices vegetativos que conseguem chegar ao detalhe de tirar partido dos estados fenológicos das plantas e que estão bem estabelecidos para aplicação de técnicas de segmentação espectral, como é o caso do índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI). Este índice será o instrumento usado neste projeto com o auxílio de operadores aritméticos ao nível do pixel para a geração de imagens que permitam a identificação dos objetos culturais no terreno para tirar por conclusão a disponibilidade de terrenos.

## 1.2 Objetivos

O projeto tem por objetivo desenvolver uma metodologia que permita cartografar terrenos abandonados com recurso a imagens de satélite Landsat-5 e Landsat-8. Tem ainda como objetivo analisar e classificar o potencial dos terrenos cartografados. O pressuposto da abordagem que se pretende implementar consiste na possibilidade de conseguir estabelecer qual a assinatura espectral típica de diversas culturas de forma a conseguir extrapolar sobre a existência das mesmas numa qualquer outra região de forma

automática. Pretende-se agrupar objetos no terreno através da delimitação de classes de terreno conhecidas, para que seja testada uma abordagem baseada em objetos espectrais homogêneos individualizados por segmentação da variabilidade temporal do NDVI (média e desvio padrão temporais).

Será analisado o comportamento dos valores de NDVI ao longo de um período total de 15 anos com recurso a valores de resultados obtidos em gráficos de séries temporais de NDVI de forma a facilitar o reconhecimento de tendências. Para o efeito foram utilizadas imagens do satélite Landsat, processadas apenas para os meses com maior contraste entre o solo e as plantas (meses de maio a setembro).

## 1.3 Estado da Arte

A população humana depende da terra como fonte de alimento, alimentação animal, fonte de fibras para a indústria do vestuário ou como fonte de bioenergia. Ao longo das últimas décadas, com o acelerado avanço tecnológico verificado, têm-se estudado vários métodos para monitorizar a Terra de forma remota permitindo assim detetar alterações ocorridas na sua superfície. As imagens obtidas de forma continuada pelos sensores Landsat possibilitam a classificação de imagem e a deteção de alteração em áreas muito extensas diminuindo assim o tempo e custos associados a trabalho de campo e aumentando a quantidade de informação que se consegue retirar de uma imagem ou série de imagens arquivadas.

O abandono de terrenos é uma das investigações que muito tem beneficiado dos métodos de deteção remota e que pode ser investigado por diferentes perspetivas.

Segundo a Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura (FAO) terrenos abandonados são aqueles que não foram usados durante pelo menos 5 anos.

A obtenção de informação anual do coberto vegetal é muito valiosa no auxílio de formulações de políticas socio económicas como por exemplo a Política Agrícola Comum (PAC) e fornecimento de dados para aplicação em estudos do foro ambiental (eg. a avaliação de risco e vulnerabilidade), Gómez, (2016). Ainda segundo este autor, os

métodos cartográficos onde são usadas séries temporais de imagens têm provado ser mais eficientes do que os métodos onde são aplicadas imagens de uma única data.

A análise temporal de índices de vegetação permite o estudo detalhado de diferentes ciclos de uma única planta e permite a detecção de alteração do coberto vegetal de uma localização específica. Esta abordagem tem sido adotada desde há muito por vários autores onde se tem vindo ainda a confirmar que o estudo multi-temporal de imagens produz resultados bastante satisfatórios relativamente à caracterização espectral de cada planta. Autores como Serra *et al.*, (2008), apresentaram uma metodologia para cartografar de forma automatizada as culturas de cereais de inverno, arroz, milho de regadio, alfalfa de regadio, outras plantas rasteiras, árvores de fruto, olival, vinha e zonas de pasto através de uma metodologia de classificação que chamaram de híbrida onde recorreram ao uso de imagens raster em conjunto com ficheiros vetoriais. Este método segundo os autores traz grandes vantagens em termos de fiabilidade do produto final.

No passado têm sido empregues diversificadas metodologias com o intuito de cartografar e quantificar o abandono de terrenos onde também se ambicionou quantificar o nível de degradação dos mesmos e segundo Gibbs *et al.*, (2015), o termo “*solo abandonado*” não inclui necessariamente solos degradados.

A forma como se quantifica e deteta a alteração tem sido realizada a partir de várias técnicas não sendo no entanto objeto da presente investigação.

A detecção de alteração em vegetação a uma escala regional pode ser analisada através de estudos ao nível do pixel por processamento de imagens com resolução espacial média como as imagens do sensor Landsat (TM) (Hussain *et al.*, 2013). Para além da interpretação visual, existem métodos de processamento de técnicas de alteração baseados no pixel e outros baseados em objetos. Os métodos baseados no pixel são os mais tradicionais e são os mais usados em imagens de média resolução espacial como é o caso das imagens adquiridas pelas missões Landsat usadas neste trabalho. Podem, no entanto, ser usados métodos baseado em objetos que podem ser processados de forma a que os valores de vários píxeis neles contidos sejam calculados como se de um único pixel (objeto) se tratasse e são denominados assim como objetos homogéneos. Estes métodos são aplicados pelo uso de técnicas de segmentação da imagem.



A segmentação da imagem é a divisão de imagens de satélite em regiões contínuas que são espectralmente semelhantes (Desclée *et al.*, 2006). A segmentação de uma imagem é uma etapa fundamental em sistemas de análise ou de interpretação de imagem uma vez que permite distinguir objetos de interesse com o mínimo de intervenção humana e de forma confiável (da Silva *et al.*, 2008).

Para estudos de classificação de imagem onde o objetivo pode por exemplo ser o de separar uma imagem inicial em diferentes classes, ou extrair determinados objetos de uma imagem como culturas, diferentes tipos de plantações, edifícios ou corpos de água, esse é o melhor método (Desclée *et al.*, 2006).

O índice NDVI é usado de forma bastante abrangente em estudos de detecção de alteração para todos os aspetos de estudos ambientais a diferentes escalas e pode ser usado com qualquer imagem multiespectral (Rouse *et al.*, 1973).

Por exemplo Lunetta *et al.*, (2006), usou imagens adquiridas pela missão MODIS para criar sequências temporais na monitorização e detecção de alteração do coberto vegetal de forma automatizada. Yuan & Elvidge (1998), investigaram o uso do mesmo índice com imagens Landsat para detecção de alteração e ainda Ardila *et al.*, (2012) usou imagens de alta resolução para investigar alterações na estrutura de árvores implantadas em zonas urbanas.

## 1.4 Organização do Trabalho

Este documento apresenta-se dividido em 4 (quatro) capítulos e 3 (três) anexos.

No primeiro capítulo, é apresentada a motivação que conduziu ao desenvolvimento deste trabalho, quais os objetivos a que o trabalho se propõe, qual o estado da arte relativamente a este assunto e como se organizou o documento que descreve esta pesquisa.

No segundo capítulo, apresentaram-se os métodos de trabalho utilizados, qual a área geográfica onde se insere este estudo, quais os dados utilizados e qual a forma como foram transformados, convertidos e extraídos os dados a trabalhar. Apresentam-se também as imagens de satélite usadas e quais os seus atributos e particularidades. Mostra-se ainda a forma como foram retirados das imagens os dados de treino, o modo como

foram calibradas as imagens obtidas por diferentes sensores, quais as conversões e normalizações aplicadas aos diferentes grupos de dados e quais os dados de treino e dados de validação utilizados.

No terceiro capítulo são apresentados os resultados desta pesquisa onde são apresentados gráficos com os valores e analisadas séries temporais de NDVI para cada cultura definida. São também interpretados os valores obtidos para a média e para o desvio padrão de NDVI. Apresentam-se ainda neste terceiro capítulo, os resultados obtidos pela geração de máscaras binárias e apresentam-se algumas ideias para discussão de resultados.

O quarto capítulo é onde se expõem as conclusões.

Os anexos apresentam as tabelas de valores utilizados neste trabalho. Alguns são anexos de valores agrupados e computados da média e do desvio padrão de cada cultura.



# Capítulo 2

## 2 Métodos e Dados

A metodologia aplicada e os dados utilizados para a concretização dos objetivos propostos são apresentados neste capítulo. Será também apresentada a zona de estudo, e os dados utilizados. Os vários procedimentos adotados consistem na aplicação de métodos de DR para a determinação de valores de NDVI e na abordagem ao conceito de abandono recorrendo a séries temporais. As técnicas aplicadas fundamentam-se em limiares de valores da média e do DP de NDVI para uma determinada série temporal de imagens multiespectrais processadas e transformadas em imagens de NDVI.

### 2.1 Área de Estudo

A região do Algarve é a porção mais a sul de Portugal Continental, e mais a sudoeste da Península Ibérica. Representa cerca de 6% da totalidade da área de Portugal Continental. Tem a norte a região do Alentejo, a Este confina com a região da Andaluzia já em Espanha através do Rio Guadiana. A Oeste, a região do Algarve é confrontada com o Oceano Atlântico (Figura 1).

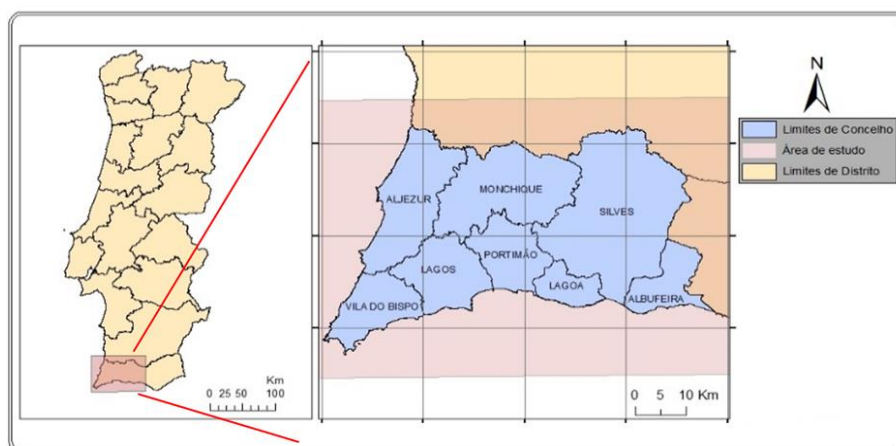


Figura 1 - Localização da área de estudo.

De Norte para Sul a região é condicionada pela sua geologia que define a variada geomorfologia da região (Figura 2).

Com um alinhamento este – oeste a região subdivide-se de norte para sul em 1) Serra, a região mais montanhosa, com rochas do tipo xisto e grauvaque do Paleozoico com a exceção do maciço de Monchique que se apresenta constituído por uma intrusão de rochas do tipo sienítico com idade Mesozoica. Esta região apresenta declives acentuados com vales encaixados, tem solos pouco espessos, pobres e de reduzida utilidade agrícola o que ao longo dos anos tem vindo a provocar a progressiva desertificação da região. 2) Barrocal, encaixado entre a Serra e o Litoral, tem solos com boa aptidão agrícola, tem bons aquíferos de rochas calcárias do Mesozoico com orientação este-oeste e elevada capacidade agrícola dos solos. É nesta região que se localizam os mais extensos pomares de laranja algarvia. 3) Litoral, formado por rochas sedimentares areníticas e calcárias do Mesozoico e Cenozoico, é onde se concentram os melhores solos agrícolas, a maior parte da atividade económica regional e os principais centros urbanos.

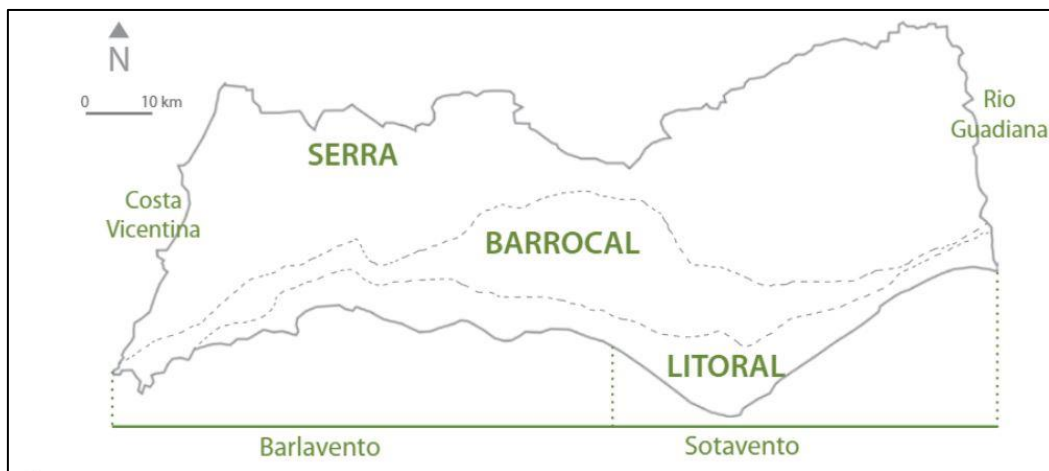


Figura 2 - Zonamento geomorfológico da região do Algarve (adaptado de Guia de Turismo de Natureza do Algarve, turismo do Algarve).

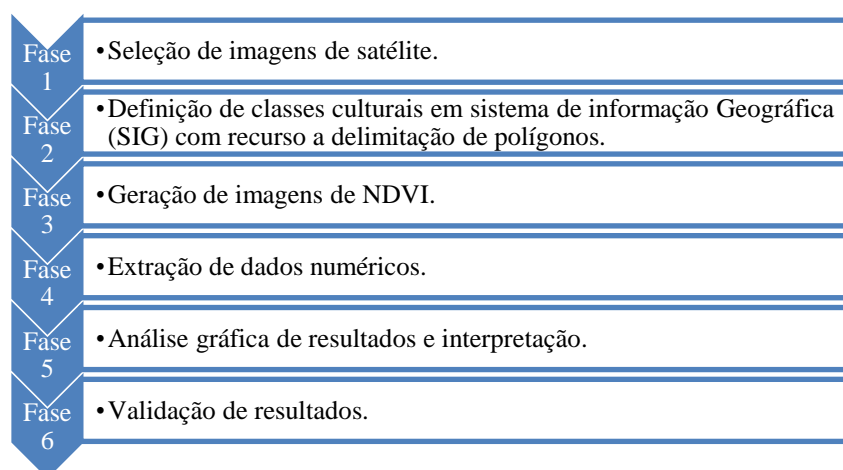
## 2.2 Metodologia

A classificação de imagens é feita na maioria dos casos em formato raster. Neste trabalho não se pretende realizar classificação de imagem através dos métodos habituais, mas

pretende-se obter informação sobre o uso dos solos de forma automatizada com recurso a características dos píxeis da imagem e de dados de treino.

Existem vários fatores que dificultam o uso do formato raster na classificação e obtenção de informação sobre a cobertura de solos quando usado isoladamente. Por isso, é frequente o recurso a vectorização com polígonos que indicam qual o tipo cultural predominante em cada área delimitada. As áreas contidas nos polígonos permitem operações ao nível do pixel tal como o cálculo de valores numéricos associado a cada polígono de forma automatizada.

O presente estudo usou imagens em formato raster e polígonos vetorizados sobre zonas conhecidas que originaram dados numéricos, permitindo assim a investigação que decorreu de acordo com as fases de trabalho apresentadas na Figura 3.



*Figura 3 - Fases de trabalho.*

Foi inicialmente selecionado para a área de estudo, o maior número possível de imagens de satélite que correspondessem ao período mais alargado possível de anos de forma a que a série temporal fosse a mais vasta e representativa possível. As classes culturais foram geradas manualmente e o processamento dos dados nas diferentes fases foi possível com recurso a um conjunto de diferentes pacotes de aplicações informáticas.

## 2.2.1 Dados

No presente estudo foram utilizados dados de várias fontes que se expõem na Tabela 1.

### ➤ 2.2.1.1 *Imagens de satélite*

As imagens utilizadas para o projeto foram imagens multiespectrais adquiridas pelo sensor Thematic Mapper (TM) do satélite Landsat 5 e sensor Operational Land Imager (OLI) / Thermal Infrared Sensor (TIRS) do satélite Landsat 8, que ao ser descarregadas são acompanhadas pelos respetivos ficheiros de metadados indispensáveis ao seu processamento.

As imagens são disponibilizadas ao utilizador, representadas em bandas espectrais e ao serem descarregadas encontram-se já georreferenciadas no sistema de coordenadas World Geodetic System 1984/ Universal Transversa de Mercator (WGS84/UTM). Na Tabela 1 de seguida é apresentado o conjunto de dados utilizados tal como a fonte, o seu formato de recolha e uma breve descrição.

*Tabela 1 - Indicação dos dados utilizados, fonte original e formato de recolha.*

<b>Dados</b>	<b>Fonte</b>	<b>Formato</b>	<b>Observações</b>
Imagens multiespectrais	USGS	Raster (.tif)	Ficheiros adquiridos num conjunto de ficheiros comprimidos em pasta do tipo <i>.zip</i> . Cada banda do espectro apresenta-se como um ficheiro do tipo <i>.tif</i> com um nome diferente.
Metadados	USGS	Alfanumérico (.txt)	ficheiro to tipo <i>.txt</i> com informação sobre os parâmetros de aquisição da imagem denominado MTL que se adquire na mesma pasta comprimida onde estão as imagens <i>.tif</i> anteriores.
Informação cultural individual	Google Earth Pro	Vetorial (.kmz) / (.shp)	Ficheiros criados manualmente sobre a imagem de satélite de base para os anos de 2015 e 2016 em Google Earth Pro e convertidas para formato <i>.shp</i> em ArcMap.

As imagens são adquiridas já ortorretificadas onde a correção geométrica consiste na aquisição de pontos de controle existentes nas bases de dados do projeto Global Land Surveys 2000 (USGS, (2013)).

### **2.2.1.1. a) Landsat 5 - Sensor Thematic Mapper (TM)**

As imagens obtidas pelo sensor TM da missão Landsat 5 apresentam-se com 6 bandas espectrais com uma resolução espacial de 30 m para as bandas B1 até à B5 e ainda na B7. A banda termal (B6) é adquirida com uma resolução espacial de 120 m mas o produto final é reamostrado para uma resolução de 30 m por pixel. A cobertura no terreno de cada cena adquirida pelo sensor é de cerca de 170 km na orientação norte-sul e de cerca de 183 km na orientação este-oeste.

### **2.2.1.1. b) Landsat 8 - Sensor Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS)**

O sensor OLI foi concebido e instalado na missão Landsat 8 para continuar as missões realizadas pelos satélites Landsat 5 e Landsat 7 no sentido de construir um arquivo de média resolução de imagens da Terra. No entanto, o equipamento por si é significativamente diferente dos sensores montados nos satélites anteriores, no sentido em que o sensor TM funcionava com a técnica do tipo varrimento *whiskbroom* com relativamente poucos detetores a varrer a Terra na direção perpendicular ao movimento do satélite, e com um ângulo de varrimento que causava distorções geométricas. O equipamento OLI montado no satélite Landsat 8 é do tipo varrimento *pushbroom* (Barsi *et al.*, 2014) o que permite obter imagens com maior fiabilidade geométrica, melhor resolução radiométrica e melhor razão sinal – ruído (Irons *et al.*, 2012), quando comparadas com o equipamento de varrimento do sensor TM usado anteriormente (Lee *et al.*, 2004). O instrumento OLI também inclui duas novas bandas que não se encontravam no sensor TM, a banda *coastal* e a banda *cirrus*.

No instrumento OLI as imagens são adquiridas com nove bandas espectrais de resolução de 30 m para as bandas B1 a B7 e B9. A resolução da banda B8 (pancromático) é de 15 m. As bandas do Termal B10 e B11 são adquiridas com 100 metros de resolução. A cena tem no total cerca de 170 km na orientação norte-sul e 183 km na orientação este-oeste.

As bandas trabalhadas nos cálculos foram as bandas do vermelho (R) e infra-vermelho próximo (NIR). O sensor TM adquire esses comprimentos de onda em bandas diferentes das adquiridas pelo sensor OLI como se apresenta na Tabela 2 em baixo. Selecionaram-



se imagens livres de nuvens, correspondentes aos meses de verão para que houvesse o maior contraste possível entre a folhagem das culturas em estudo e o coberto vegetal de outras plantas eventualmente existente no solo. Selecionaram-se imagens para meses entre maio e setembro como se mostra no Anexo I.

Tabela 2 - Características comparativas das bandas dos sensores TM e OLI.

Satélite / Sensor	Banda	Comprimento de onda (µm)	Resolução (m)
<b>Landsat 5 / TM</b>	B1 - Blue	0.45-0.52	30
	B2 - Green	0.52-0.60	30
	B3 - Red	0.63 – 0.69	30
	B4 - NIR	0.76 – 0.90	30
	B5 - Shortwave Infrared (SWIR) 1	1.55-1.75	30
	B6 - Thermal	10.40-12.50	120* (30)
	B7 - Shortwave Infrared (SWIR) 2	2.08-2.35	30
<b>Landsat 8 / OLI-TIRS</b>	B1 - Ultra Blue (coastal/aerosol)	0.435 - 0.451	30
	B2 - Blue	0.452 - 0.512	30
	B3 - Green	0.53 - 0.59	30
	B4 - Red	0.636-0.673	30
	B5 - NIR	0.851-0.879	30
	B6 - Shortwave Infrared (SWIR) 1	1.566 - 1.651	30
	Band 7 - Shortwave Infrared (SWIR) 2	2.107 - 2.294	30
	Band 8 - Panchromatic	0.503 - 0.676	30
	Band 9 - Cirrus	1.363 - 1.384	30
	Band 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100 * (30)
	Band 11 - Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100 * (30)

As imagens foram transferidas a partir do sítio na internet do Instituto Geológico dos Estados Unidos (USGS) no sítio da internet [“https://earthexplorer.usgs.gov/”](https://earthexplorer.usgs.gov/) onde as imagens são disponibilizadas em forma de dados abertos.

Inicialmente estimava-se usar também imagens adquiridas pelo sensor ETM+ do satélite Landsat 7 mas devido a problemas técnicos no sensor, a aquisição de imagens para a área de estudo encontra-se comprometida e por isso as imagens não foram usadas. Por esta

razão existe um hiato temporal entre os anos de 2003 e 2007 e entre novamente entre o ano de 2007 e o ano de 2014.

Após selecionada a área de estudo, foram processadas imagens de satélite da série Landsat 5, e imagens do satélite Landsat 8. Ambas as missões espaciais adquirem imagens com resolução temporal de 16 dias.

No total foram usadas 28 imagens correspondentes a 8 anos não consecutivos que no conjunto produziram uma série temporal de 15 anos para analisar entre o ano de 2002 e o ano de 2017. No Anexo I apresenta-se a lista de imagens com respetiva data de aquisição.

### ➤ 2.2.1.2 *Transformação e Conversão de Dados*

Foram selecionadas várias aplicações informáticas para o processamento dos dados utilizados como se mostra na Figura 4. Na Figura 5 de seguida é representado o diagrama com o fluxo de trabalho usado no presente estudo. Selecionaram-se imagens para meses entre maio e setembro como se mostra no Anexo I.

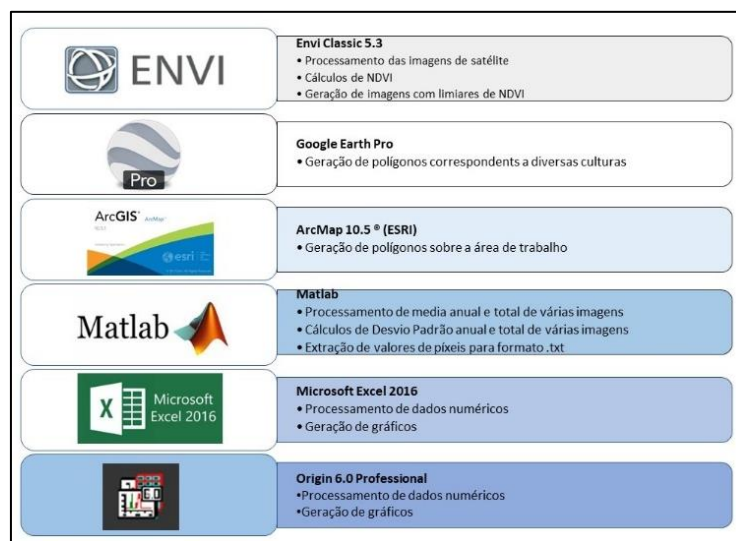
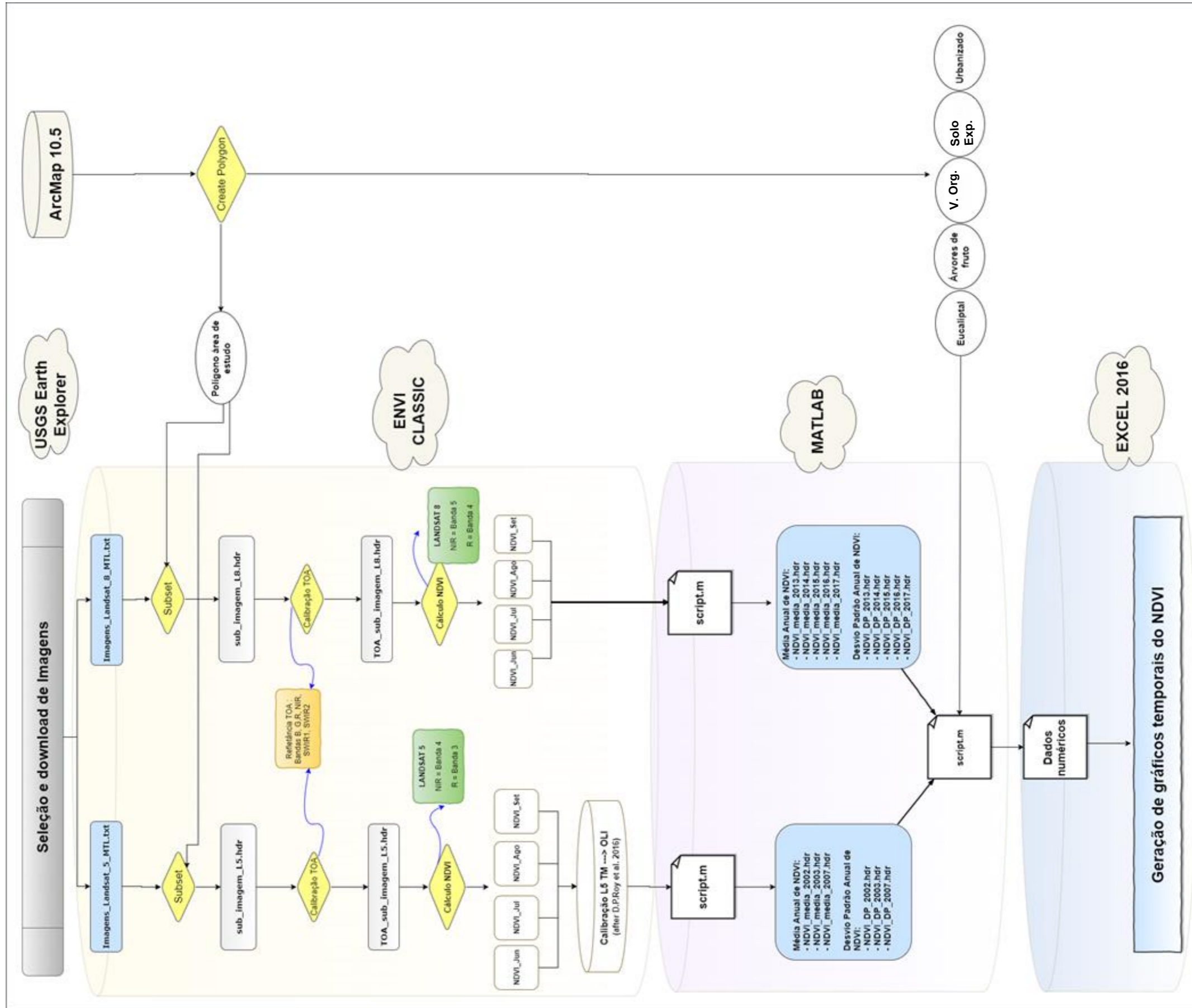


Figura 4 - Aplicações informáticas utilizadas.

Após selecionadas e descarregadas as imagens, foi necessário limitar a extensão da imagem original à porção correspondente da área de estudo. Esse processo auxiliou mais tarde na diminuição do tempo de processamento de cada imagem. Para isso foi realizada

uma operação do tipo “subset” no software pertencente ao grupo Harris Geospatial Solutions: ENVI®.

1 Figura 5 - Fluxo de trabalho.



As imagens originais foram cruzadas com um ficheiro do tipo “.shp” que era um polígono delimitador da área de estudo e deste processo resultaram as imagens representativas do processo denominadas por “sub\_imagem\_L5.hdr” e “sub\_imagem\_L8.hdr” como se pode observar no diagrama na Figura 6.

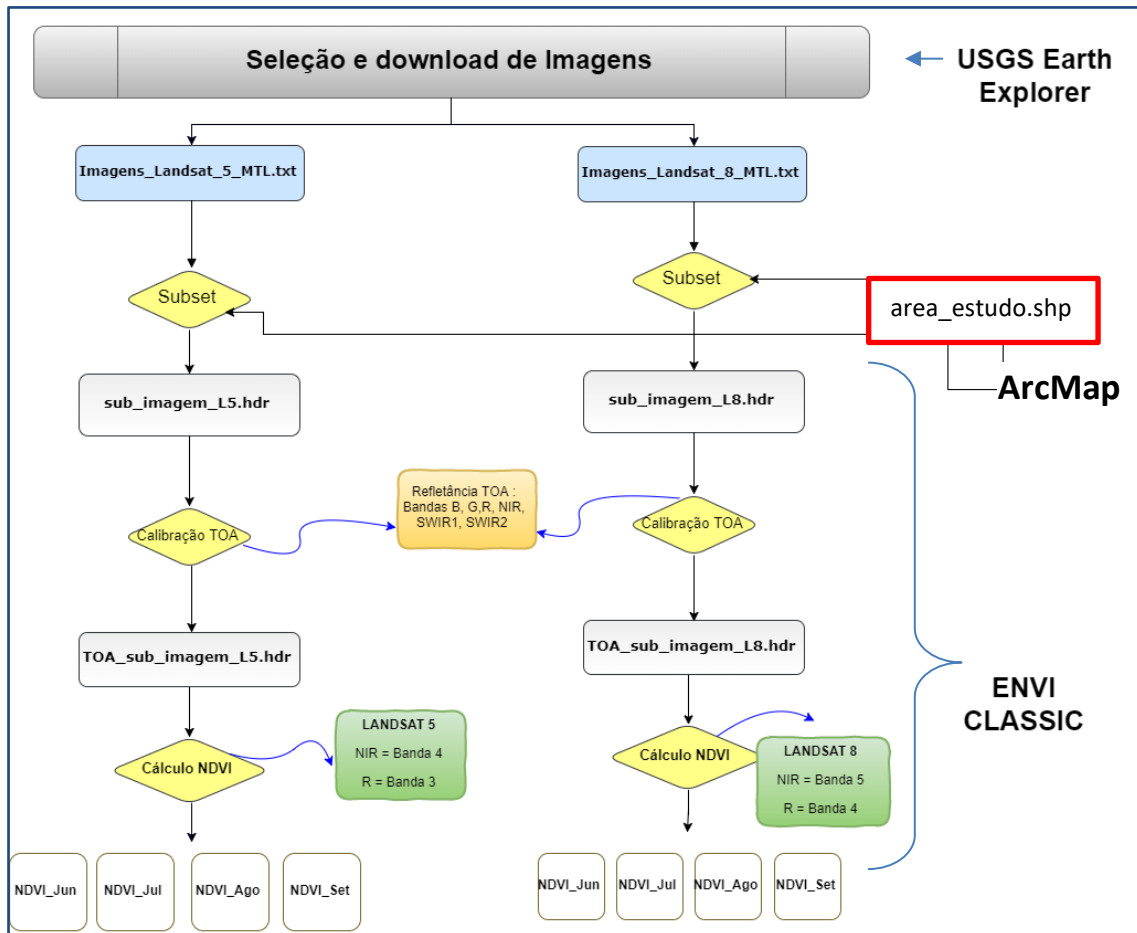


Figura 6 - Diagrama exemplificativo da aplicação de correções TOA e delimitação da área de estudo sobre as imagens originais em software ENVI®.

### 2.2.1.2. a) Calibração Topo da Atmosfera

Uma vez que as imagens foram adquiridas em diferentes datas e por diferentes sensores, foi necessário calibrar as mesmas para refletância Topo da Atmosfera (TOA) para as diferentes bandas multiespectrais (Figura 6). O processo foi realizado em ENVI® com recurso aos ficheiros de metadados de cada imagem onde os parâmetros de calibração se encontram disponíveis e são reconhecidos de forma automática pelo software de

processamento. Os ficheiros de metadados apresentam-se em formato “.txt” e denominam-se por uma terminação de nome “MTL”.

### 2.2.1.2. b) Cálculos do Índice de Vegetação de Diferença Normalizada - NDVI

Foram calculadas 28 imagens individuais de NDVI ou seja, foi processada uma imagem para cada data de aquisição como esquematizado na Figura 7. A totalidade das imagens de entrada e de saída está especificada no Anexo I.

Após a geração de cada imagem individual de NDVI, foi calculada a imagem da média mensal. Posteriormente foi executada uma imagem de média anual do NDVI. O mesmo procedimento foi executado para a geração das imagens do desvio padrão anual do NDVI.

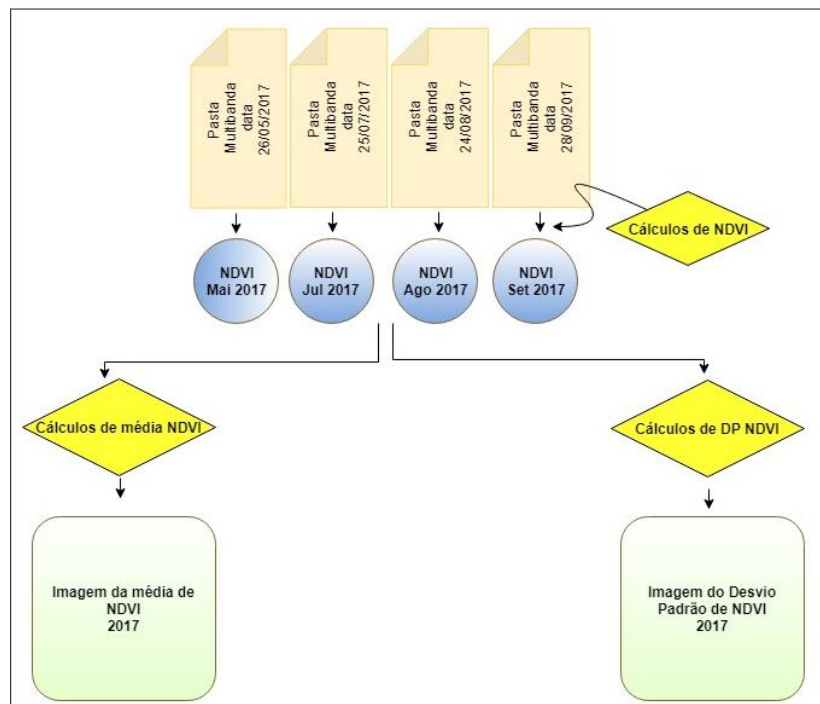


Figura 7 - Diagrama exemplificativo do processamento para obtenção das imagens de NDVI.

Assim, a partir das 28 imagens iniciais foram geradas 8 imagens da média de NDVI e 8 imagens do desvio padrão de NDVI. As imagens originais e imagens de resultados estão discriminadas no Anexo I.

Na Figura 8 pode observar-se a imagem do NDVI de 15 de junho de 2002. Os píxeis mais brilhantes correspondem a píxeis com atividade fotossintética, ou seja vegetação, os

píxeis escuros correspondem geralmente a corpos de água ou elementos com presença de água devido à forte absorção da água no infravermelho.

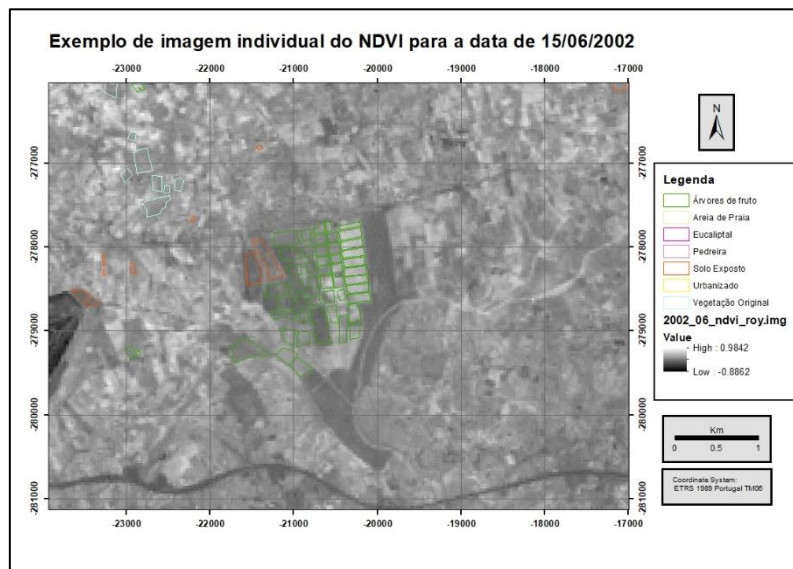


Figura 8 - Exemplo de imagem de NDVI individual (15 de junho de 2002) com classes culturais sobrepostas.

Na Figura 9 é apresentada uma imagem exemplificativa do desvio padrão anual do NDVI para o ano de 2017 com as classes culturais sobrepostas. Os píxeis mais escuros representam valores de desvio padrão de NDVI mais próximos de zero, ou seja regiões onde não se verificou muita alteração de NDVI naquele período.

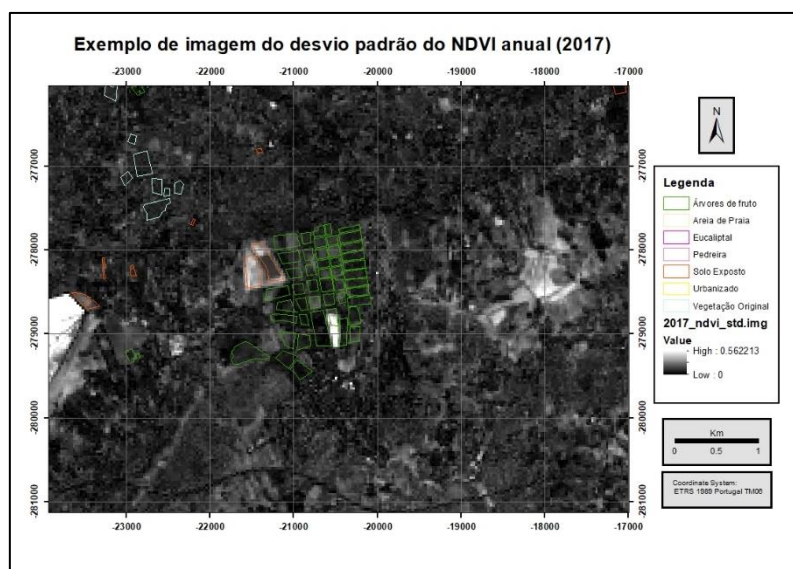


Figura 9 - Exemplo de uma imagem do DP de NDVI para os meses de verão do ano de 2017.

### ***2.2.1.2. c) Extração de dados numéricos a partir das Imagens de NDVI***

Foi desenvolvida uma aplicação Matlab<sup>®</sup> para extrair os valores numéricos da média e desvio padrão anual de NDVI dos píxeis interiores a cada polígono. Para realizar a extração numérica foram utilizados polígonos em formato *shapefile* de onde resultaram ficheiros ASCII com o valor médio e desvio padrão dos píxeis interiores a cada polígono.

Cada extração produziu um ficheiro de dados numéricos de texto com tantas saídas quanto o número de polígonos de cada cultura. Cada ficheiro de texto apresenta os dados que podem ser ordenados por cultura e por ano (Anexo II).

Para facilitar a visualização de valores típicos médios de NDVI e de valores típicos de DP de NDVI consoante a cultura em análise, os dados numéricos obtidos por este processo foram modelados em Microsoft Excel<sup>®</sup> e em Origin<sup>®</sup>.



Na Figura 10 está esquematizado o processo anteriormente descrito.

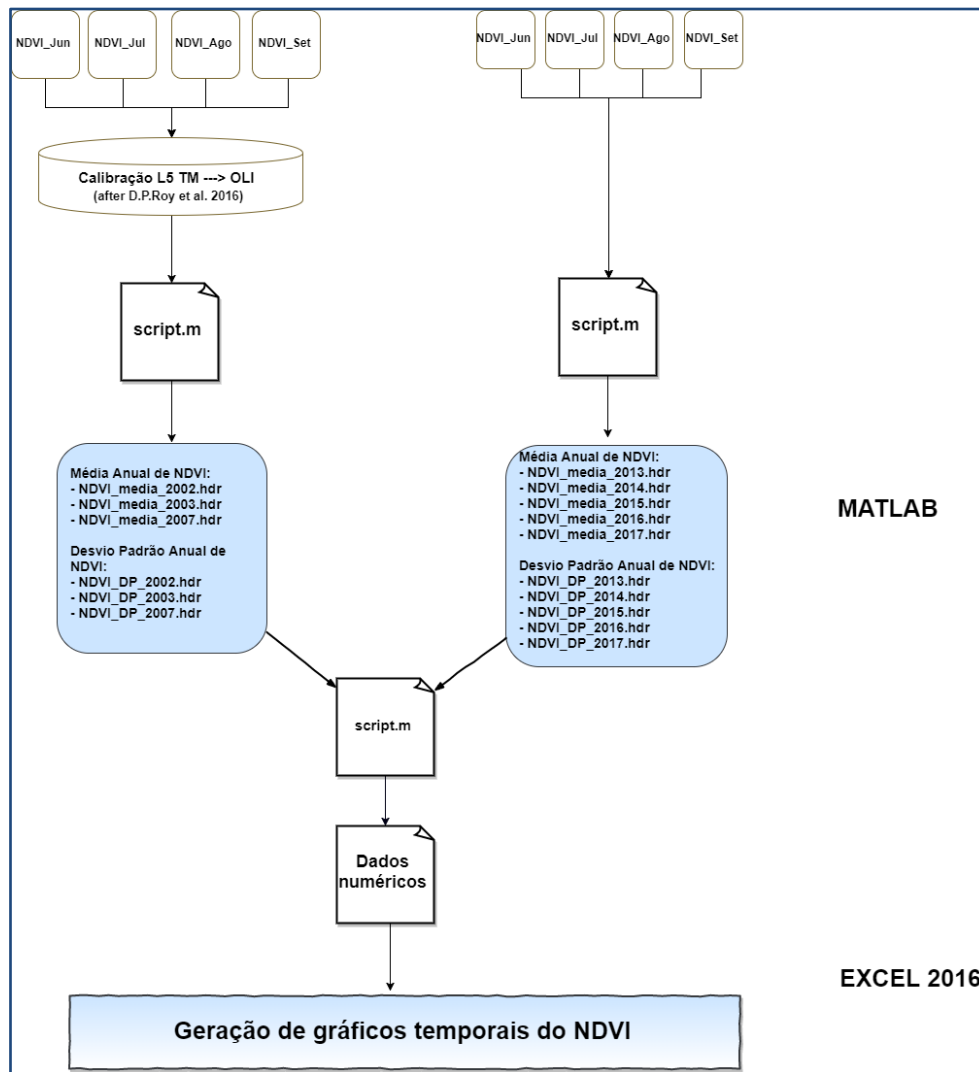
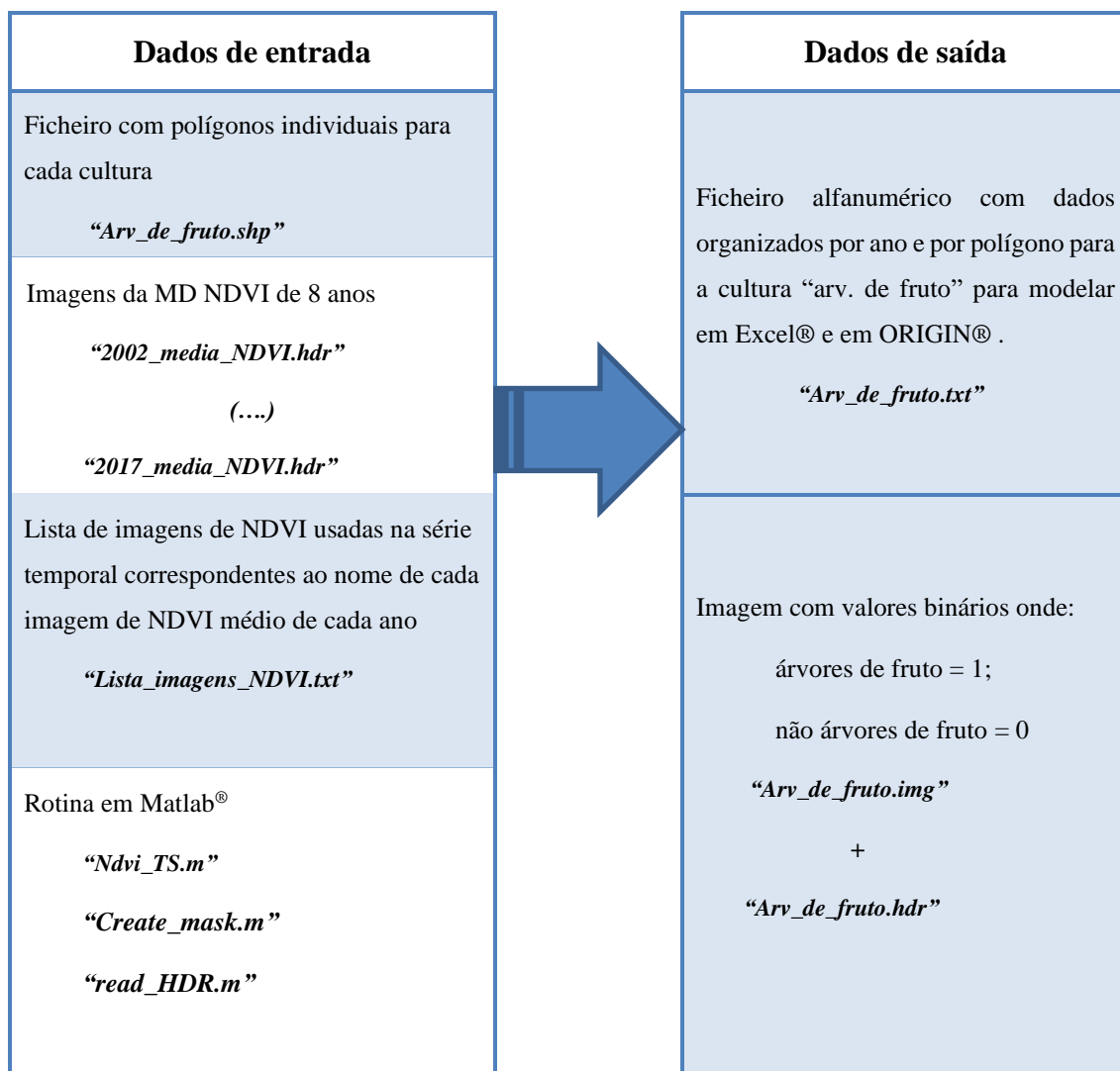


Figura 10 - Rotina Matlab® para cálculo de imagens de médias anuais de NDVI e para extração de dados numéricos.

Procedeu-se depois à geração e análise de séries temporais em gráficos interpretativos.

De seguida, na Tabela 3 apresenta-se um exemplo da rotina usada em Matlab® para extração de dados numéricos.

Tabela 3 - Exemplo de Rotina Matlab® para extração de dados da MD da classe “Arv. de fruto”.



### 2.2.1.2. d) Normalização dos dados obtidos por diferentes sensores

A calibração entre os valores obtidos por ambos os sensores foi necessária no presente trabalho uma vez que as bandas do sensor OLI cobrem zonas espectrais diferentes do sensor TM. Para além desse aspeto, o sensor OLI tem melhor calibração, melhor qualidade de dados por obter melhor rácio sinal/ruído, recolhe imagens de 12 bits de

resolução radiométrica e tem geometria de aquisição mais precisa quando comparado com o Landsat 5 ou 7 (Irons *et al.*, 2012).

Em média, a refletância TOA captada pelas bandas OLI é maior do que a mesma refletância TOA captada pelo satélite ETM+ (ou TM) com algumas diferenças médias para as bandas do visível e a maior diferença positiva para a banda do infravermelho próximo (NIR). Existem ainda diferenças moderadas em média para as bandas de onda curta infravermelha.

Independentemente de serem usadas refletância TOA ou refletância à superfície, em média, segundo a literatura explica, existem sempre resultados do NDVI mais altos quando se trabalha com dados recolhidos pelo sensor OLI do que quando calculados com o sensor TM (Roy *et al.*, 2016).

Verifica-se assim a necessidade de resolução de um algoritmo que permita calibrar os resultados dos sensores antes de se proceder à comparação de resultados de ambos. Na Figura 11 podem ser observadas as respostas por parte de cada sensor de forma gráfica.

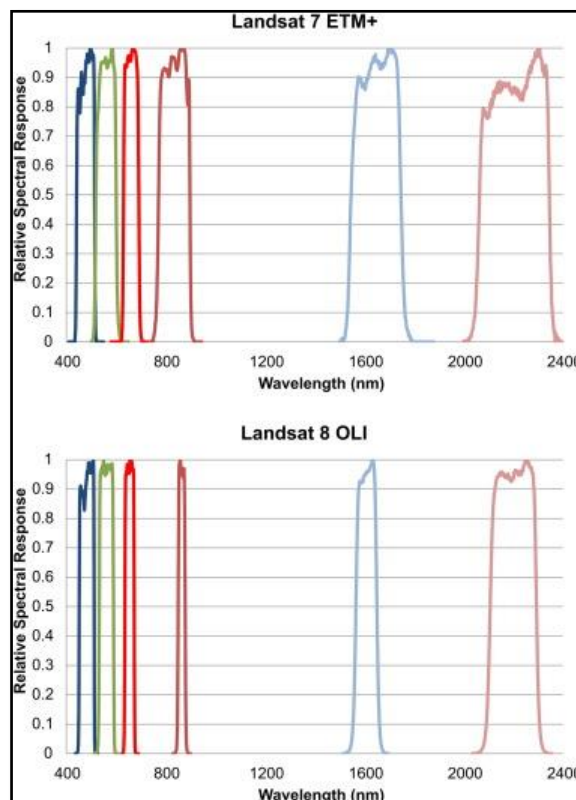


Figura 11 - Bandas do sensor TM e OLI (after Roy D.P. *et al.*, 2016).

No presente estudo, as imagens de NDVI obtidas pelo sensor TM, foram calibradas para imagens de NDVI do sensor OLI. Para isso recorreu-se à *Equação 1* em baixo. As imagens obtidas nos anos de 2002, 2003 e 2005 foram convertidas para NDVI do sensor OLI por processamento de toda a imagem através do módulo “Band Math” em ENVI®. Estas imagens foram denominadas de “Roy” por terem sido convertidas pela equação desenvolvida pelo método desenvolvido a partir da publicação de Roy *et al.*, (2016).

$$OLI = 0.0490 + 0.9352 * TM \quad [Equação 1]$$

## 2.2.2 Dados de Treino, Dados de Validação e Criação de Máscaras Binárias

De seguida é apresentada a metodologia usada para a caracterização das classes culturais, forma como foram definidas as culturas de ocupação do solo e qual o método usado para caracterizar o espectro de NDVI de cada classe de treino. Mostra-se ainda qual a metodologia usada para definir máscaras binárias.

### ➤ 2.2.2.1 Dados de Treino

#### 2.2.2.1.a Informação Geográfica sobre Culturas

A informação relativa aos tipos de culturas existentes, foi vetorizada no programa Google Earth Pro®. Foram definidos polígonos sobre imagens datadas do ano de 2015/2016, a partir de onde se definiram classes de ocupação do solo manualmente. As classes foram depois importadas para ArcMap®, utilizando a ferramenta *KML to feature*. Foram utilizados diversos ficheiros do tipo *shapefile* do tipo polígono. Cada ficheiro é constituído por diversas entradas que individualizam objetos culturais do mesmo tipo. Cartograficamente cada polígono é representado por uma linha fechada de igual cor caso pertençam à mesma classe cultural, ie, todas as áreas que representam por exemplo “eucaliptos” ocorrem de cor magenta como se mostra na Figura 12.

Na Figura 12 mostram-se alguns polígonos que definem as classes culturais.

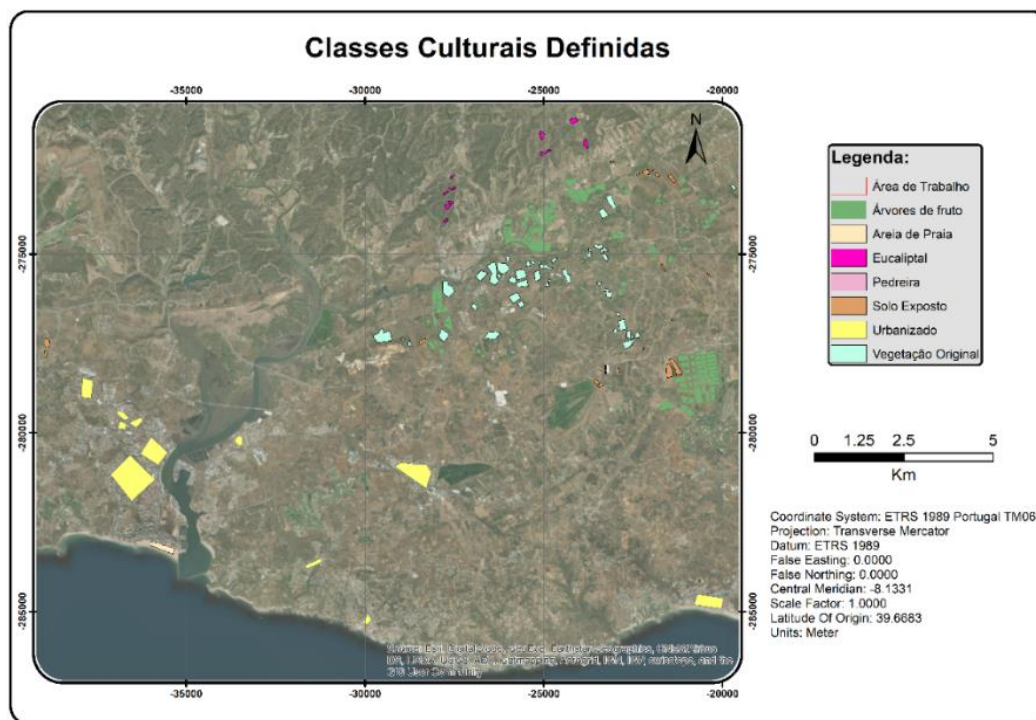


Figura 12 - Exemplo de definição de polígonos para localização e identificação de classes culturais.

### 2.2.2.1.b Definição de Classes Culturais

No total foram definidas sete classes de ocupação do solo, como se descreve na Tabela 4.

Tabela 4 - Classes culturais definidas.

Classe	Descrição
<b>Urbanizado</b>	São conjuntos habitacionais compostos por zonas de habitação misturadas com zonas verdes que ocorrem normalmente em jardins urbanos e ainda composta por estradas e arruamentos.
<b>Solo Exposto</b>	Esta classe surgiu a partir da delimitação de zonas onde não se observa qualquer atividade cultural. Normalmente são áreas que estão a ser limpas para posterior plantação de novas culturas agrícolas.

<b>Classe</b>	<b>Descrição</b>
<b>Árvores de fruto</b>	Classe que se representa por culturas onde as árvores apresentam copas bem definidas. Estão plantadas de forma constante e irrigadas de forma automatizada, na maioria por sistemas de rega com recurso a gotejadores.
<b>Eucaliptal</b>	Aqui foram captados os conjuntos de árvores localizados nas zonas de serra onde não estão estabelecidos sistemas de rega e onde são plantados eucaliptos para servir a indústria do papel. Em geral observa-se pouca densidade foliar onde o solo está em geral exposto entre as árvores, podendo dar uma assinatura espectral mista.
<b>Vegetação Original</b>	A classe “Vegetação Original” é uma classe variada que foi definida com base em parcelas que revelam muita variabilidade ocupacional e que pode incluir tipologias como figueiras, alfarrobeiras, amendoeiras, azinheiras ou até arbustos perenes autóctones como é o caso da pistácia <i>lentiscus L.</i> também conhecida por “daroeria” em algumas regiões do Algarve.
<b>Areia de Praia</b>	A classe “Areia de Praia” tal como o nome indica refere-se à assinatura espectral de zonas de praia aberta constituídas por areia, porém, algumas imagens podem ter sido captadas com água do mar nas zonas onde os polígonos foram definidos caso a maré tenha estado cheia na data e hora de aquisição.
<b>Pedreira</b>	Foram definidas algumas regiões onde a extração de rochas do tipo calcário se processa atualmente.

### ➤ **2.2.2.2 Definição de polígonos de validação**

Foram criados polígonos de validação para as classes definidas que mostraram se as máscaras binárias criadas com base nos valores da MD e DP de NDVI eram fiáveis.

A classe “Vegetação Original” é aquela que à partida terá maior potencial para gerar zonas prospetivas de cultivo e por isso foi usada para demonstração. Os polígonos de validação são completamente independentes dos polígonos de treino como se pode comparar na Figura 13 .

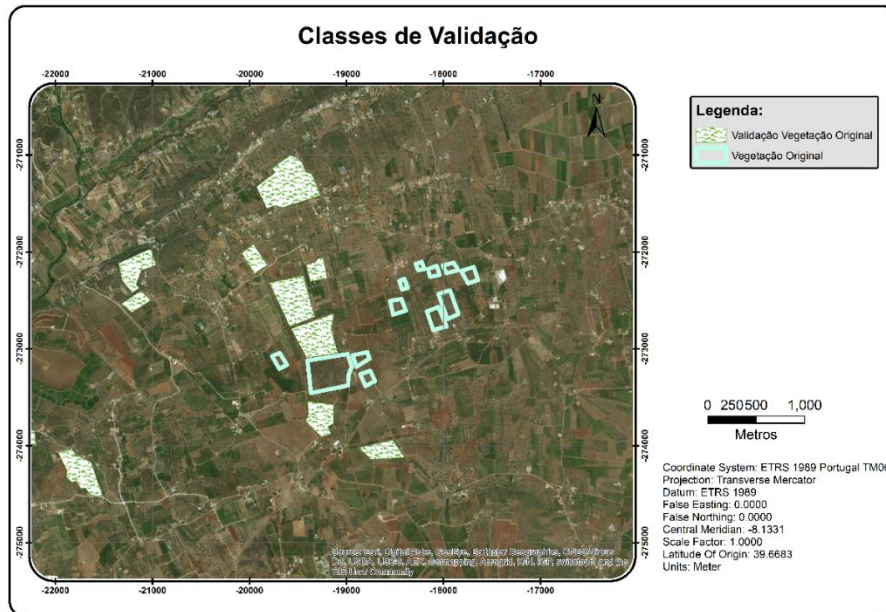


Figura 13 - Exemplo de classes de validação comparadas com classes de treino da classe “Vegetação Original”.

# Capítulo 3

## 3 Resultados

### 3.1 Análise de séries temporais do NDVI

A análise de séries temporais de imagens de satélite permite estabelecer valores de limiares de NDVI que permitem caracterizar no tempo determinados tipos de ocupação do solo. A série temporal aqui apresentada tem 28 imagens adquiridas em 8 anos não consecutivos desde o ano 2002 até ao ano 2017 (15 anos).

A escolha das datas das imagens nos meses de verão fundamentou-se na existência de maior contraste entre a vegetação rasteira temporária e a vegetação arbórea bem estabelecida ao longo de todo o ano.

Ao analisar os resultados de NDVI de cada classe (Anexo I e Anexo II), foi possível caracterizar os limiares de NDVI para a MD e para o DP típicos de cada classe cultural. No Anexo I (resultados da MD e do DP de cada parcela definida) e no Anexo II (valores médios de todas as parcelas em cada ano) podem-se observar os resultados de NDVI obtidos que se apresentam também nos gráficos exibidos desde a Figura 14 até à Figura 27.



Na Tabela 5 é possível consultar o ano de referência de cada imagem tal como a sua data de aquisição (indicado também na legenda dos gráficos).

*Tabela 5 - Imagens usadas para a série temporal e referência nos gráficos.*

Ano no eixo gráfico	Ano da Imagem	Mês	Data de aquisição
0	2002	Junho	15/06/2002
		Julho	1/07/2002
1	2003	Julho	4/07/2003
		Julho	20/07/2003
5	2007	Junho	29/06/2007
		Julho	31/07/2007
		Agosto	16/08/2007
		Setembro	1/09/2007
11	2013	Junho	13/06/2013
		Julho	31/07/2013
		Agosto	16/08/2013
		Setembro	1/09/2013
12	2014	Maio	31/05/2014
		Julho	18/07/2014
		Agosto	19/08/2014
		Setembro	4/09/2014
13	2015	Junho	19/06/2015
		Julho	21/07/2015
		Agosto	6/08/2015
		Setembro	23/09/2015
14	2016	Maio	20/05/2016
		Junho	21/06/2016
		Julho	23/07/2016
		Agosto	8/08/2016
15	2017	Maio	26/05/2017
		Julho	25/07/2017
		Agosto	24/08/2017
		Setembro	28/09/2017

### 3.1.1 Resultados da classe “Urbanizado”

Os valores da média do NDVI obtidos para a classe “urbanizado” são em geral mais elevados do que os valores previstos na literatura (Figura 15). Isso deve-se ao facto de as zonas urbanizadas apresentarem maior concentração de espaços verdes do que em outras

regiões encontradas na literatura (Figura 14).

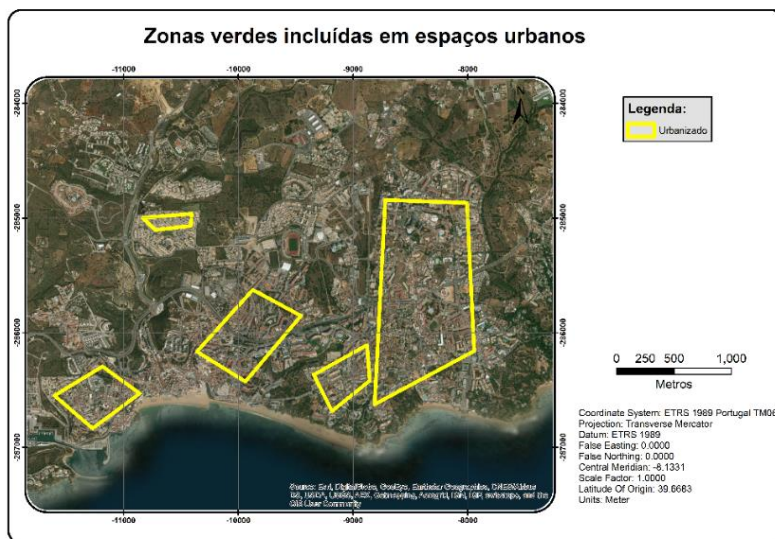


Figura 14 - Exemplo de zonas urbanizadas a amarelo onde se incluem espaços verdes que contribuem para aumentar os valores de NDVI da MD (cidade de Albufeira).

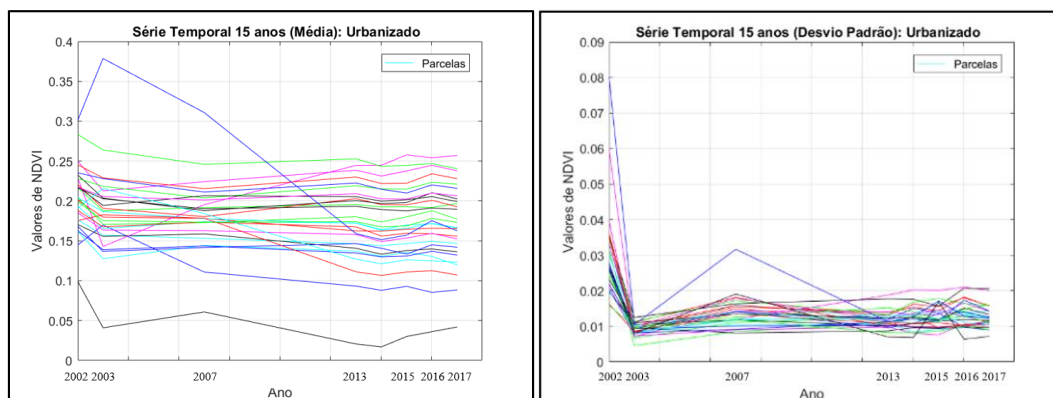


Figura 15 - Série Temporal com resultados da MD (à esquerda) e de DP (à direita) de NDVI para a classe "urbanizado".

Pode-se observar que os valores das médias de NDVI são constantes ao longo do período deste estudo com o valor médio de 0.18.

### 3.1.2 Resultados da classe "Solo Exposto"

Os resultados da MD de NDVI para a classe cultural "Solo Exposto" representam polígonos delimitados sobre zonas onde se observa a preparação de terrenos para a

plantação de novas culturas agrícolas (Figura 16 e Figura 17).

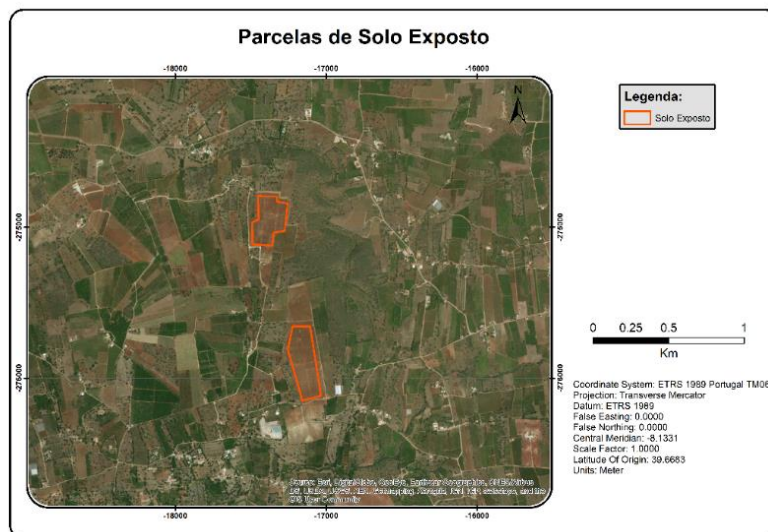


Figura 16 - Exemplo da localização da classe “Solo Exposto”.

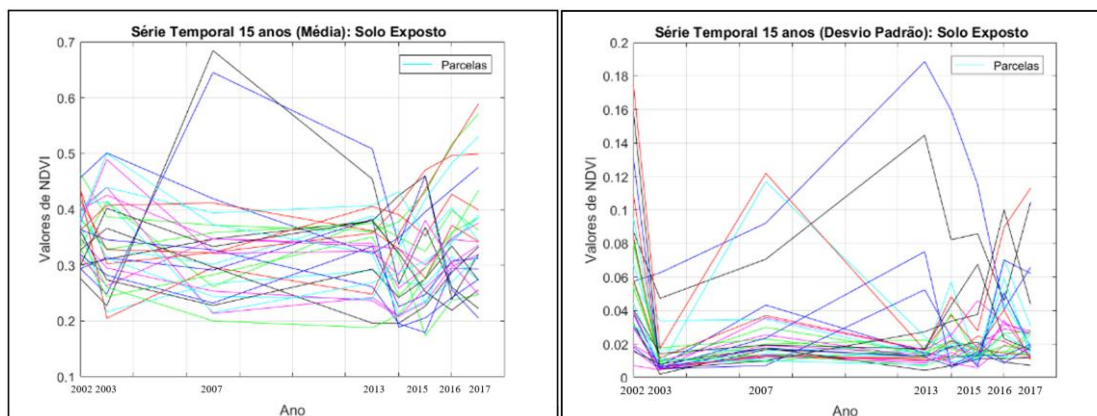


Figura 17 - ST com resultados da MD de NDVI (à esquerda) e dos desvios padrão de NDVI (à direita) para a classe “Solo Exposto”.

Os resultados dos valores da MD de NDVI por si, demonstram que algumas das parcelas de solo exposto estavam ainda ocupadas no ano de 2002 e muito provavelmente foram modificadas e limpas de vegetação no ano de 2003. A partir dessa data observa-se uma estabilização dos valores de NDVI.

Entre o ano de 2013 e 2014 observa-se novamente uma inconstância nos valores das parcelas que parecem ter sido novamente modificadas e se representa através de uma diminuição drástica para algumas parcelas e o início de um ciclo de aumento para outras. Este foi um ano onde se iniciou um novo programa de incentivos ao investimento na

agricultura e este aumento no número de parcelas alteradas pode ser explicado dessa forma, no entanto seria interessante comparar estes resultados com dados do IFAP - Instituto de Financiamento da Agricultura e Pescas, onde se investigasse a correlação entre a modificação de parcelas e o período de início de incentivos ao investimento.

### 3.1.3 Resultados da classe “Árvores de Fruto”

A classe “árvores de fruto” é usada para todas as observações da cultura arvense de regadio com copas de grandes dimensões ou com compasso de plantação constante e monótono que sugere ser por isso uma cultura irrigada (Figura 18 e Figura 19).

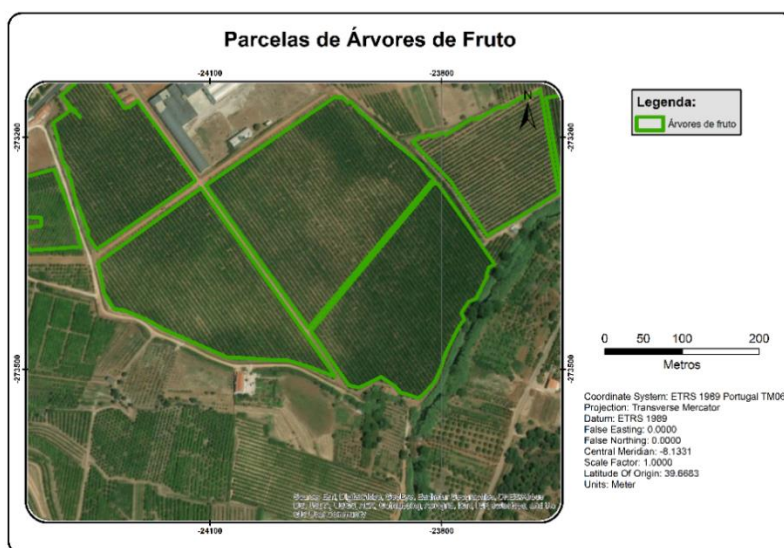


Figura 18 - Exemplo da classe "Árvores de fruto" com copas de pequenas dimensões mas de plantação constante típica de pomares.

Entre o ano de 2003 e o ano de 2007 observam-se algumas parcelas com valores de MD NDVI bastante alterados positivamente o que é explicado pelo período de 4 anos entre imagens que é relativamente grande e permitiu o aumento dos valores de NDVI por

consequência por exemplo do aumento da área foliar (Figura 19 à esquerda).

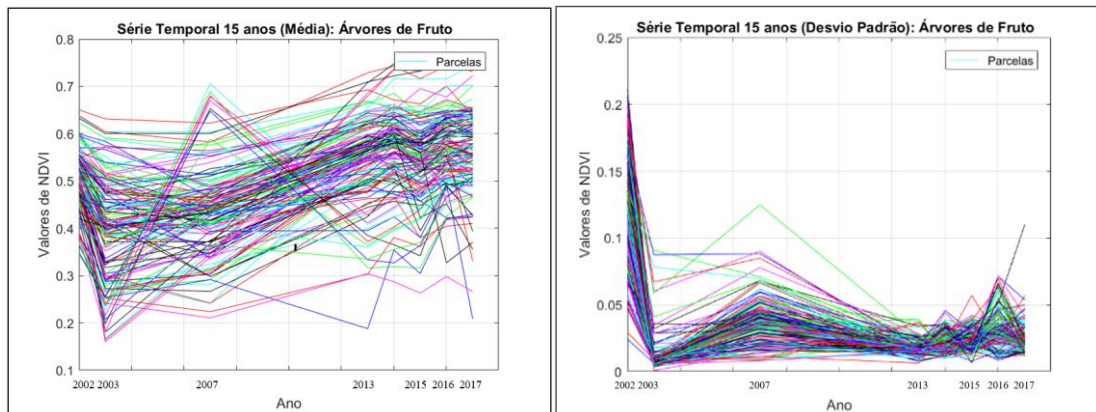


Figura 19 - Série temporal com resultados da MD de NDVI para a classe “Árvores de Fruto”.

Entre o ano de 2003 e o ano de 2007 observam-se também algumas parcelas que perderam vigor, demonstrado pelas linhas com declive negativo de um ano para o outro (Figura 19). Estas observações podem ser devidas a uma alteração de cultura onde as árvores foram eliminadas para plantar novas, ou pode ter ocorrido no caso de uma operação de enxertia sobre as parcelas onde toda a copa é removida e apenas sobram os troncos sem folhas (denominados “enxertos”) para que uma nova variedade de árvore comece a produzir.

### 3.1.4 Resultados da classe “Eucaliptal”

A classe eucaliptal apresenta grande variabilidade da MD do NDVI.

Isso pode dever-se à colheita de parcelas de eucaliptos e também à ocorrência de incêndios em zonas de eucaliptais no Algarve como aconteceu no ano de 2003. Na Figura 20 observam-se locais onde foram definidos polígonos para esta classe e na Figura 21

observa-se o declínio abrupto dos valores de MD de NDVI.

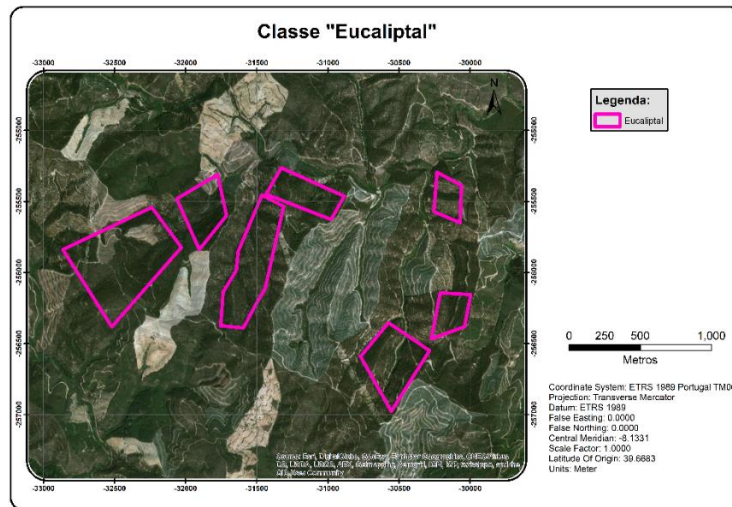


Figura 20 - Classe "Eucaliptal".

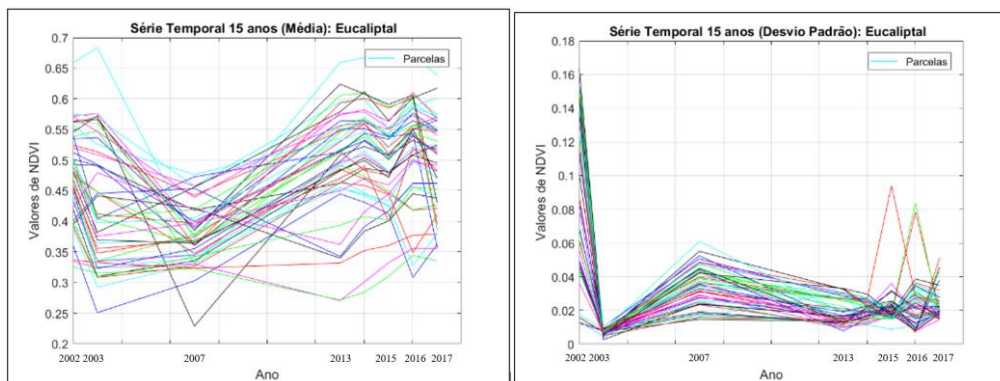


Figura 21 - ST com resultados da MD de NDVI (à esquerda) e de DP de NDVI (à direita) para a classe "eucaliptal".

### 3.1.5 Resultados da classe “Vegetação Original”

Esta classe que pode ser observada por polígonos definidos na Figura 22, é a mais interessante na pesquisa por novos terrenos que possam vir a aumentar as áreas de cultivo agrícola. Tratando-se de terrenos que se encontram à muito tempo sem qualquer cultivo, será neste tipo de parcelas que se poderá vir a observar uma maior contribuição para o aumento da área agrícola da região.

No gráfico da MD do NDVI para esta classe (Figura 23) podem ser observadas parcelas que foram cultivadas ou limpas de ocupação vegetal no ano 2015 (ver nota “1”) na Figura 23.

O gráfico do DP (Figura 23) não apresenta grande variabilidade (0.09) sendo que a maior variação foi observada em a partir do ano de 2013 e até ao final do período temporal deste estudo sugerindo que a partir do ano de 2013 aumentaram os projetos agrícolas na região.

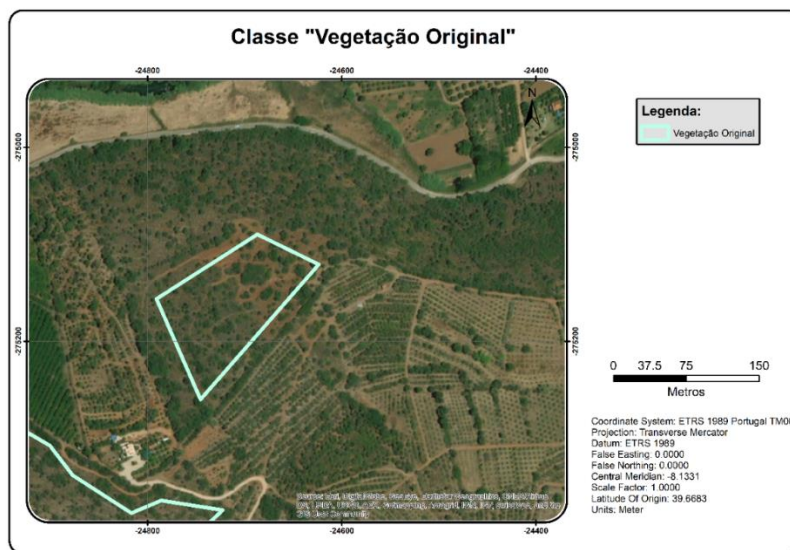


Figura 22 - Vegetação Original.

No ano de 2015 observa-se grande variação positiva dos valores de MD e DP, provavelmente relacionados com maior pluviosidade / humidade.

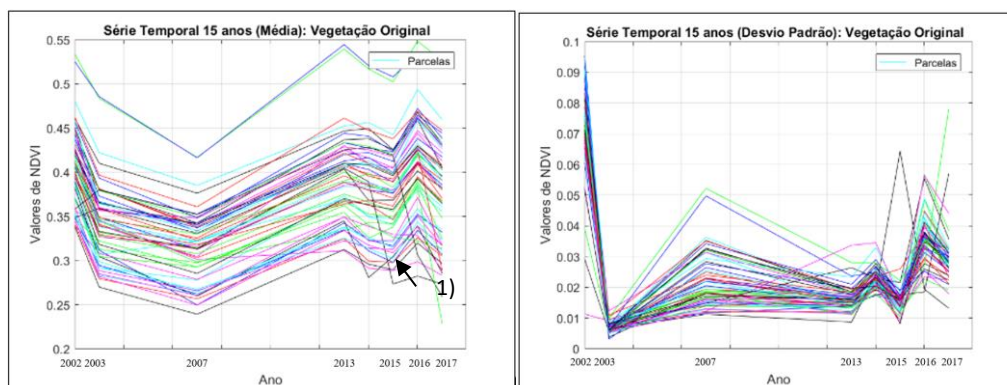


Figura 23 - ST com resultados da MD de NDVI (à esquerda) e de DP de NDVI (à direita) para a classe “Vegetação Original”.

### 3.1.6 Resultados da classe “Areia de Praia”

De seguida apresenta-se um exemplo da localização definida para a classe “Areia de Praia”.

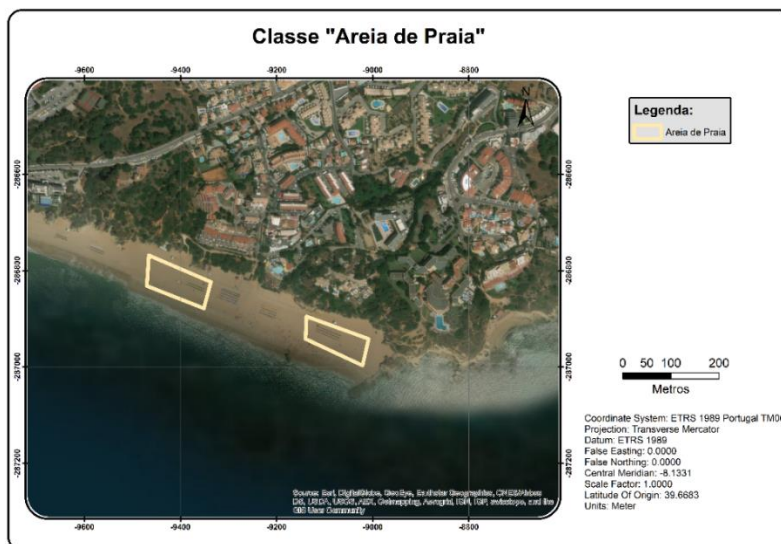


Figura 24 - Exemplo de localização da classe "Areia de Praia".

Trata-se de uma localização muito próxima da linha do mar e em algumas imagens é provável que tenha uma assinatura espectral mista com a da água como se pode observar na Figura 24 e Figura 25. Os gráficos da média e do desvio padrão da série temporal da classe “Areia de praia” de seguida.

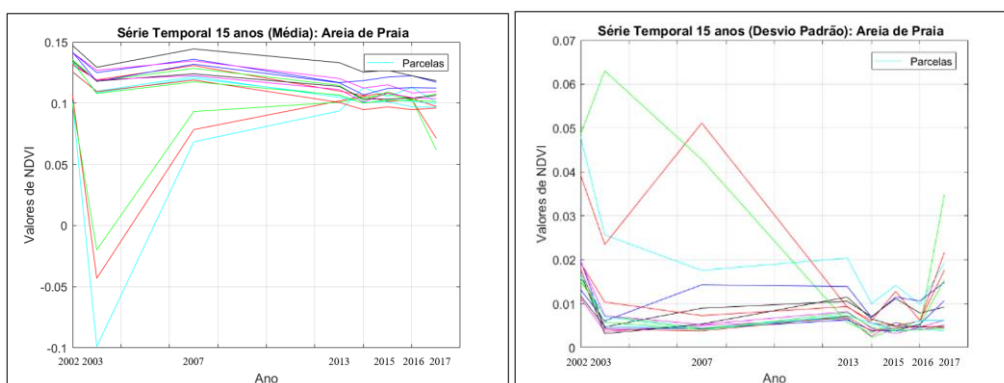


Figura 25 - Série temporal da classe "Areia de Praia".



### 3.1.7 Resultados da classe “Pedreira”

A classe pedreira (Figura 26) representa zonas de extração de rocha para fins de construção civil. Trata-se na maioria de extração de rochas de natureza carbonatada (calcários e dolomites).

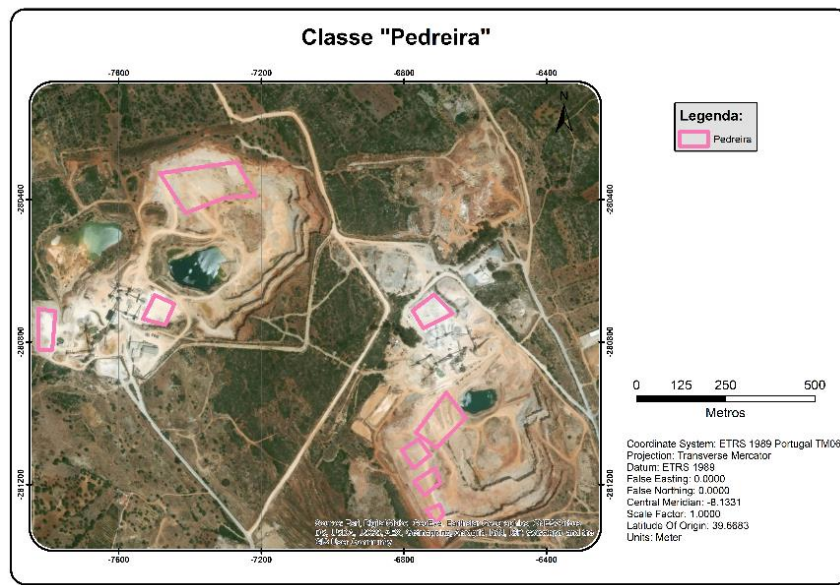


Figura 26 - Classe "Pedreira".

Os gráficos da média e do desvio padrão da série temporal da classe “Pedreira” de seguida.

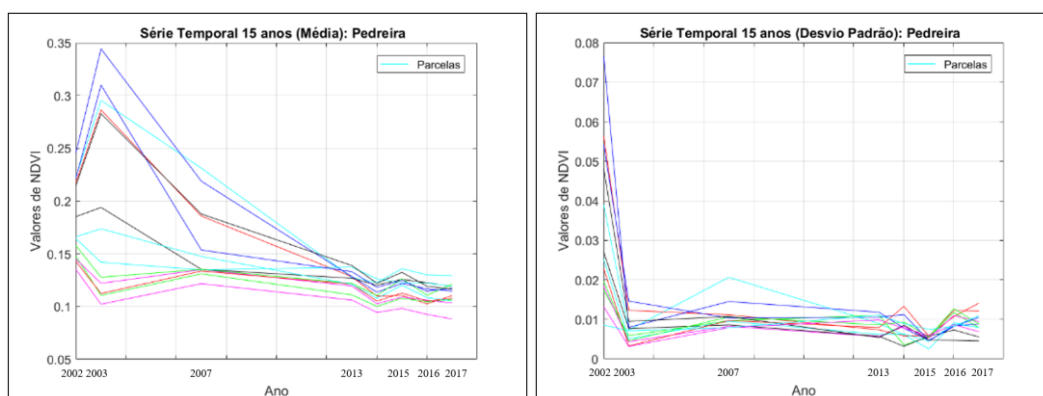


Figura 27 - Série temporal da classe "Pedreira".

## 3.2 Interpretação de resultados das Séries Temporais

Na Figura 28, são apresentados dois gráficos que representam a extração numérica dos valores

de NDVI da MD anual de todas as parcelas e representam a MD e DP anual por cultura.

Devido à natureza dos dados onde existe um hiato temporal bastante grande entre 2007 e 2013 e onde os valores de NDVI são bastante constantes com uma tendência positiva para o aumento dos valores de MD de NDVI. Muito interessante é a similaridade entre a classe “Solo Exposto” e a classe “Vegetação Original” onde as culturas mais interessantes apresentam valores e tendências muito semelhantes. A explicação pode passar pelo facto de que quando a vegetação original é alterada, passa a ser uma classe de solo exposto antes de ser plantada.

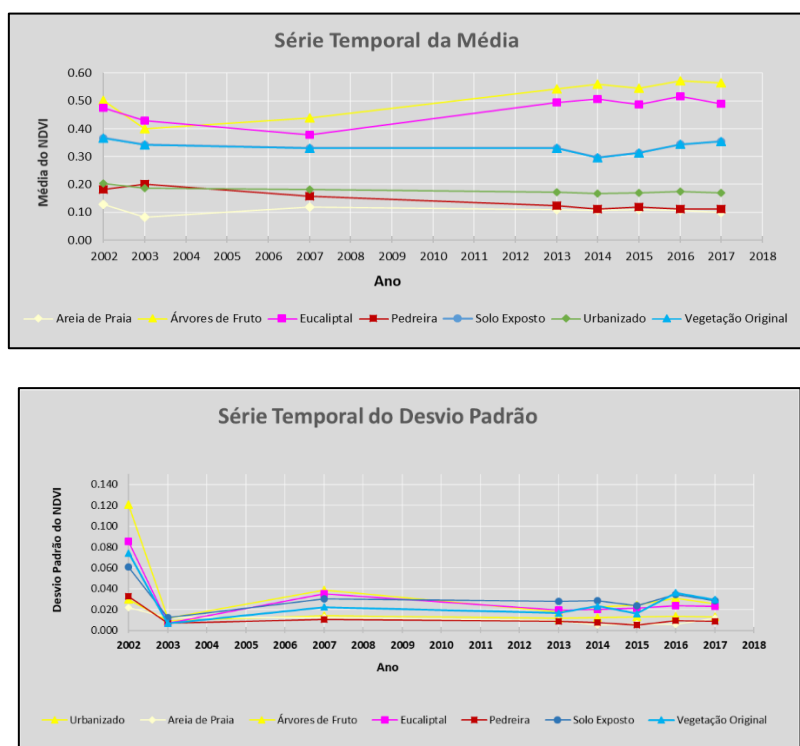


Figura 28 - Série temporal do DP (em baixo) e da MD (em cima) de NDVI entre os anos de 2002 e 2017 para todas as culturas em análise.

A anomalia nos valores de DP do NDVI no ano de 2003, observa-se especialmente nas parcelas de “eucaliptal” devido à sua localização nas regiões onde ocorreram os grandes incêndios registados no verão de 2003 (Figura 29).

Pode observar-se que o concelho de Monchique foi o mais afetado pelo incêndio de 2003 onde arderam muito hectares de eucaliptal em 2003.

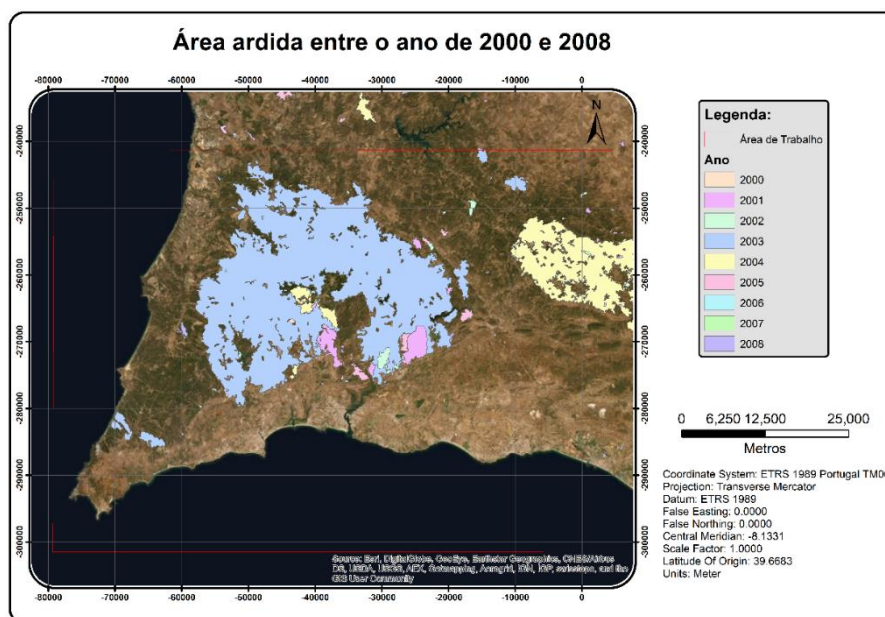


Figura 29 - Mapa de áreas ardidas entre os anos de 2000 e 2008 sobre região de trabalho.

Verifica-se ainda que entre os anos de 2016 e de 2017 a classe “Vegetação Original” e a classe “Solo Exposto” apresentam uma diminuição nos valores de DP (Figura 28), evidenciando algum início de estabilidade nas culturas lá existentes.

A variabilidade do DP observa-se visualmente também em imagens de satélite das séries históricas do Google Earth Pro® (Figura 30) onde no ano de 2015 se observam muito mais

parcelas de terras com alterações (círculos a amarelo) evidenciando variação de áreas cultivadas no ano de 2015 (à direita) face ao ano de 2014 (à esquerda).

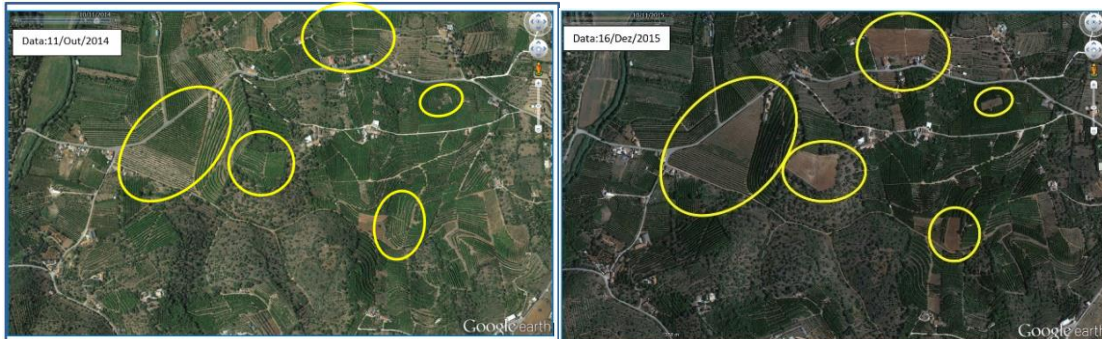


Figura 30 - Imagem do ano de 2014 (11/10/2014) à esquerda e de 2015 (11/10/2015) à direita – Google Earth.  
Círculos amarelos representam parcelas alteradas de um ano para outro.

### 3.3 Interpretação de valores da média e desvio padrão do NDVI

A interpretação dos valores da variabilidade temporal do NDVI ao longo dos 15 anos para cada classe de ocupação de solo permitiu caracterizar a região de influência espectral de cada cultura. Prevê-se que de entre todas as classes aqui estudadas e cujas séries temporais se apresentaram anteriormente, aquelas que podem evidenciar maior potencial para ir de encontro aos nossos objetivos, serão aquelas onde se confirmem valores baixos de desvio padrão de NDVI, sem atividade agrícola, e médias de NDVI moderadas a altas, com aptidão para a vegetação natural. No entanto, devido a diversos fenómenos este pressuposto nem sempre pode ser aplicado.

Por outro lado, espera-se que parcelas representadas por DP do NDVI com valores constantemente baixos vão exibir parcelas onde não houve cultivo ao longo da série temporal ou representam culturas que se mantêm constantes ao longo da série.

Parcelas que apresentem MD do NDVI em decréscimo, representam o caso em que as parcelas foram modificadas do seu conteúdo por desocupação de qualquer vegetação nela contidas.

Na possibilidade de se verificar MD constantes de NDVI ao longo da série temporal, é necessário verificar se o valor é constantemente alto ou constantemente baixo.

Valores de MD de NDVI altos representam provavelmente parcelas ocupadas por culturas que recebem irrigação constante como pomares, e por isso não se encontram desconsideradas pelos seus proprietários e não reúnem condições de disponibilidade para novas ocupações agrícolas.

Sempre que se verifique o decréscimo dos valores de MD de NDVI ao longo da série temporal, poderá supor-se a tendência para o abandono das parcelas ou tendência para anos de seca extrema sobre parcelas que não usufruíam de acesso a irrigação permanente. Para decidir nesses casos deverá ser necessária uma análise mais cuidada no que respeita aos valores relativos do decréscimo na MD do NDVI e até pode ser necessário criar rácios que relativizem o decréscimo.

Em qualquer dos casos, é indispensável estudar a série temporal para interpretar as variações observadas e interpretar os resultados.

No caso de se tratar de uma região onde tenham ocorrido fenómenos como incêndios, não se pode usar esta aproximação como regra pois os valores elevados do DP devem-se a fenómenos não intrínsecos à cultura.

O mesmo se poderá dizer relativamente aos valores da MD que podem ser deturpados por fenómenos semelhantes ou devido a manuseamento de solos para novos campos de cultivo.

Para analisar a relação entre a média temporal e a variabilidade temporal do NDVI, as duas variáveis foram representadas num gráfico bidimensional para cada uma das classes de ocupação do solo. Deste modo, é possível caracterizar / definir limiares de zonas de interesse e zonas de exclusão para aquela que será a região espectral correspondente a terrenos não ocupados e foi ainda caracterizada a região espectral que representa terrenos livres de qualquer ocupação (Figura 31 na próxima página).

A variabilidade de cada classe foi identificada através dos limites de variabilidade de cada classe “*stddev.p*” na Tabela 6 e na Figura 31.

Tabela 6 - Valores da MD e do DP para caracterização de regiões livres e ocupadas.

	Média	Variabilidade da MD	Desvio Padrão	Variabilidade do DP
Classe	Média da MD (2002-17)	stddev.p MD (2002-17)	MD do DP (2002-17)	stddev.p DP (2002-17)
Urbanizado	0.1783	0.0474	0.0145	0.0042
Areia de Praia	0.1076	0.0191	0.0106	0.0076
Árvores de Fruto	0.5154	0.0865	0.0365	0.0153
Eucaliptal	0.4722	0.0784	0.0294	0.0133
Pedreira	0.1400	0.0257	0.0113	0.0046
Solo Exposto	0.3347	0.0815	0.0307	0.0283
Vegetação Original	0.3729	0.0501	0.0281	0.0072

É com base na interpretação dos valores do DP e da MD observados e partindo dos princípios interpretativos anteriores que se pretende criar máscaras binárias. Quando se representam graficamente os valores do DP do NDVI contra os valores da MD do NDVI, é possível observar regiões que sugerem a não existência de ocupação do solo (Figura 31).

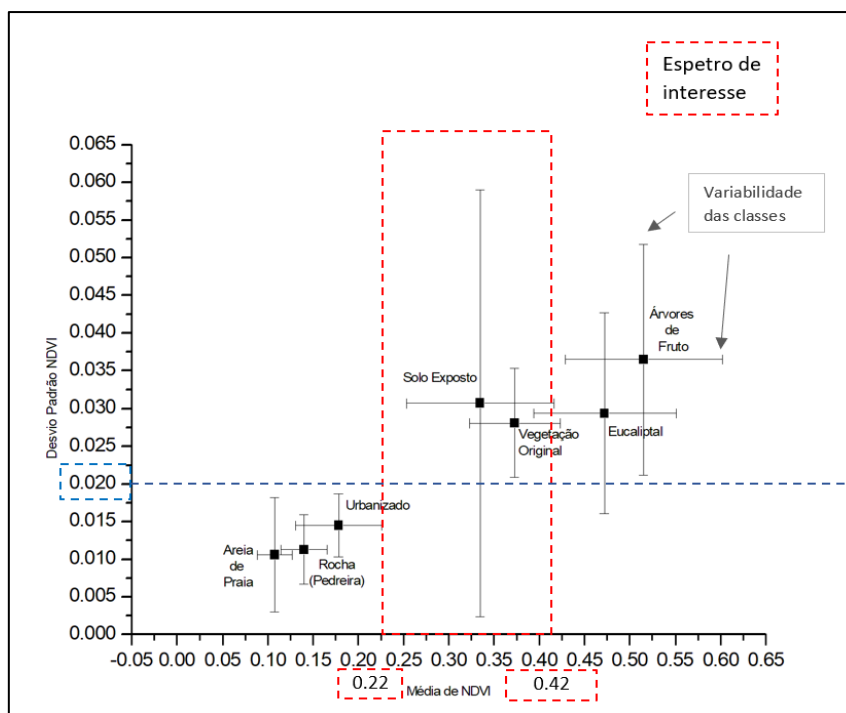


Figura 31 - Gráfico da MD Vs DP para definir regiões espectrais passíveis de serem usadas para fins agrícolas.

Através da observação do gráfico na Figura 31 pode-se observar que a região mais provável para futuras ocupações agrícolas será aquela onde se distribuem as classes “Solo Exposto” e “Vegetação Original”.

## 3.4 Geração de Máscaras Binárias

A geração de máscaras binárias é uma ferramenta muito útil na classificação de imagem. No decurso desta investigação criaram-se duas máscaras binárias. Para isso procedeu-se à análise dos valores do espectro de interesse obtidos pela análise do gráfico da Figura 31. Partiu-se da imagem de DP e da imagem da MD às quais se aplicaram duas abordagens para definição de duas máscaras distintas.

O cálculo das máscaras foi realizado através da ferramenta “*Band Math*” em do ENVI®.

Para a máscara de zonas livres “ZL” o intervalo de interesse onde a MD se posiciona ocorre entre os valores de 0.22 e 0.42. O limite superior da MD pode ser observado entre as zonas de variabilidade da classe “Eucaliptal” e “Vegetação Original” (0.42) na Figura 31. Pode-se assim afirmar que para a direita desse limiar da MD não haverá viabilidade de encontrar zonas do espectro de NDVI que se possam considerar livres.

No que diz respeito aos valores de DP, foi empregue o limite superior da classe “Urbanizado” que se situa no valor de 0.02. Este valor foi considerado como o patamar inferior de valores de DP de NDVI para definir a região de interesse para regiões espectrais consideradas livres “ZL”.

Assim foi definida a *Equação 2*, apresentada em baixo, para definir zonas livres “ZL” onde todos os valores de DP superiores a 0.02 são considerados interessantes para definir Zonas Livres tal como todos os valores de MD que se situem entre [0.22 e 0.42].

A máscara de regiões do espectro de NDVI consideradas ocupadas “ZO” foi definida através de uma outra fórmula matemática distinta para que depois se procedesse à comparação das duas abordagens e se testasse qual a melhor abordagem.

Para a definição da máscara de zonas ocupadas “ZO” recorreu-se à definição da *Equação 3* onde foram experimentados os valores pertencentes aos quadrantes inferior esquerdo

( $DP < 0.02$  e  $MD < 0.22$ ) ou os valores observados no quadrante superior direito ( $MD > 0.42$  e  $DP > 0.02$ ) do gráfico apresentado na Figura 31.

Os valores de MD inferiores a 0.22 foram definidos como limiar por ser o limite superior para as zonas urbanizadas e foi usado o valor de DP inferior a 0.02 por ser o valor mais baixo das culturas “*Vegetação Original*” e “*Eucaliptal*”.

Por outro lado o valor de MD superior a 0.42 foi usado por ser o limiar mais baixo das culturas de treino consideradas permanente e que é o caso das “*Árvores de Fruto*” e de “*Eucaliptal*”.

### 3.4.1 Máscara de Zonas Livres “ZL”

$$ZL = (b1 \text{ gt } 0.22) \text{ and } (b1 \text{ lt } 0.42) \text{ and } (b2 \text{ gt } 0.02);$$

onde  $b1 = MD$ ;  $b2 = DP$ ; lt = “lower than”; gt = “greater than”

[Equação 2]

De seguida apresenta-se a máscara das zonas do espectro de NDVI que se previam estar ocupadas “ZO”.

### 3.4.2 Máscara de Zonas Ocupadas “ZO”

$$ZO = 1 - (((b1 \text{ lt } 0.22) \text{ and } (b2 \text{ lt } 0.02) \text{ or } ((b1 \text{ gt } 0.42) \text{ and } (b2 \text{ gt } 0.02))))$$

onde  $b1 = MD$ ;  $b2 = DP$  lt = “lower than”; gt = “greater than”

[Equação 3]



Com base nos limiares anteriores foi criada uma máscara de “ZL” e outra de “ZO” para cada ano.

Tabela 7 - Imagens de zonas livres e de zonas ocupadas.

	Máscaras de Zonas Livres	Máscara de Zonas ocupadas
1	msc_ZL_2002.img	msc_ZO_2002.img
2	msc_ZL_2003.img	msc_ZO_2003.img
3	msc_ZL_2007.img	msc_ZO_2007.img
4	msc_ZL_2013.img	msc_ZO_2013.img
5	msc_ZL_2014.img	msc_ZO_2014.img
6	msc_ZL_2015.img	msc_ZO_2015.img
7	msc_ZL_2016.img	msc_ZO_2016.img
8	msc_ZL_2017.img	msc_ZO_2017.img
<b>SOMA ponderada de 8 imagens</b>	ZL_msc_pond.img	ZO_msc_pond.img
<b>Filtro (3x3)</b>	ZL_msc_pond_3x3.img	ZO_msc_pond_3x3.img

Foram somadas as oito imagens (máscaras) criadas de onde resultou uma única imagem (máscara) das Zonas Livres. A soma de imagens foi calculada de forma ponderada para que os anos mais recentes obtivessem maior peso o que permitirá aumentar a confiança na exclusão ou seleção de áreas aptas para a agricultura.

Esta operação foi realizada com recurso à *Equação 4* para as máscaras de ZL e para as máscaras de ZO em separado, e que se exemplifica de seguida:

$$(2017.img * 8 + 2016.img * 7 + 2015.img * 6 + 2013.img * 5 + 2007.img * 4 + 2005.img * 3 + 2003.img * 2 + 2002.img * 1) / (36.0)$$

[Equação 4]

Para eliminar píxeis isolados foi ainda aplicado um filtro da mediana com janela de 3 por 3. De seguida na Figura 32 apresenta-se a imagem da máscara de zonas livres para os concelhos do Barlavento Algarvio (concelhos de Albufeira, Silves, Lagoa, Portimão, Lagos, Vila do Bispo, Monchique e Aljezur).

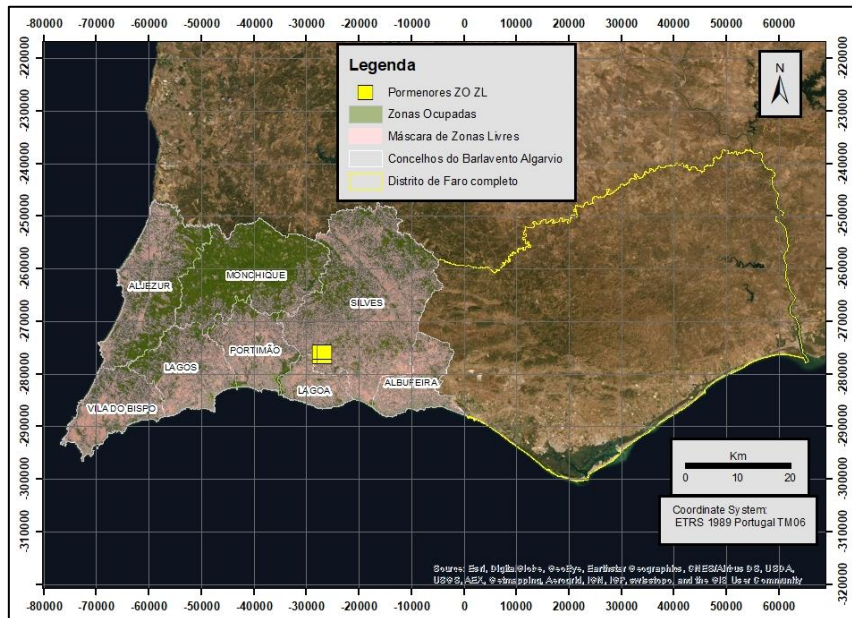


Figura 32 - Mapa com máscara de Zonas Livres(a cor rosa) sobre os concelhos do Barlavento Algarvio.

Observam-se zonas identificadas pela máscara como livres a cor rosa e zonas identificadas como ocupadas a cor verde (Figura 33 e Figura 34).



Figura 33 – Pormenor de Zona Livre a cor rosa e Zona Ocupada a cor verde.

Numa observação mais atenta das máscaras produzidas, pode-se reparar através da transparência na máscara de “Zonas Livres” que as frações da imagem para zonas livres são bastante coerentes com a realidade, no entanto existem algumas limitações devido à resolução do pixel que fazem com que regiões ocupadas por casas por exemplo, se apresentem com a máscara de zonas livres. Na Figura 34 observa-se a maioria da máscara de cor rosa sobre zonas de “Vegetação Original” onde se observa terreno em pousio (não ocupado) o que é positivo em termos de resultados esperados.

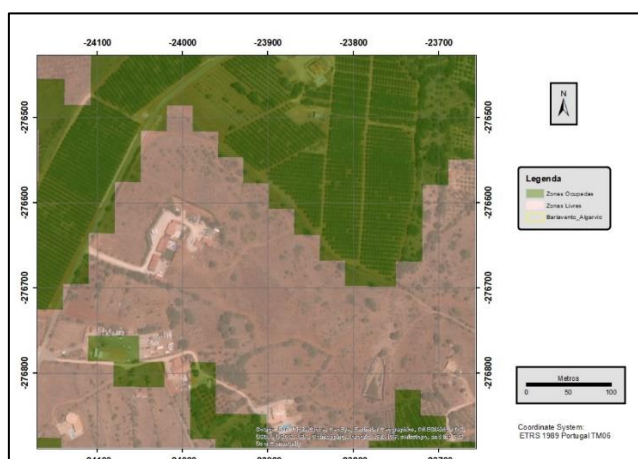


Figura 34 – Pormenor de zonas ocupadas a cor verde e zonas livres a cor rosa.

Para calcular a área total de “Zonas Livres” foi feita a extração de um ficheiro vetorial com polígonos de área livre que se obteve através da ferramenta em ArcMap: “Raster to Polygon”. A totalidade de área livre capturada pela máscara no barlavento algarvio foi de 94 847 hectares (Tabela 8).

Tabela 8- Área de cada município do barlavento algarvio comparada com a área considerada livre.

Município	Área total (ha)	Área Zonas Livres (ha)
Albufeira	14 057	9 172
Aljezur	32 322	11 283
Lagoa	8 819	5 457
Lagos	21 281	11 214
Monchique	39 498	3 130
Portimão	18 192	10 203
Silves	67 957	33 867
Vila do Bispo	17 890	10 521
<b>TOTAL</b>	<b>220 015</b>	<b>94 847</b>

Através da aplicação ArcMap® e com recurso à ferramenta “*Reclassify*” foi possível reclassificar a máscara binária de modo a que ficassem mais evidentes as zonas livres e as zonas ocupadas e de maneira a que se extraíssem os valores dos píxeis do raster para o formato de polígonos com valores únicos de “1” e de “0”.

Os valores superiores a 0.42 foram reclassificados como “1” enquanto que os valores entre 0 e 0.42 foram deixados como “0” (Figura 35).

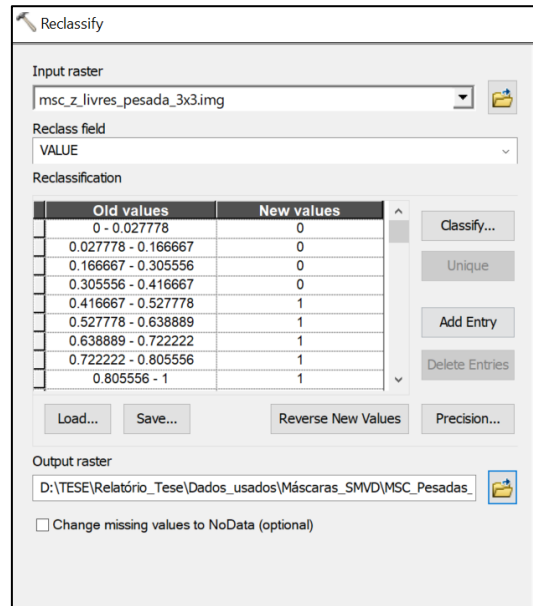


Figura 35 - Procedimento para evidenciar as zonas livres de forma mais visível.

## 3.5 Validação de Máscaras

Como parte deste trabalho foi importante averiguar a correlação entre os polígonos de validação criados para regiões livres e a máscara de zonas livres. Como se pode observar na Figura 36, as zonas de vegetação original são bem capturadas pelos limiares usados para esta máscara de ZL. Algumas áreas incluídas na máscara podem ainda ser melhor refinadas em termos dos seus limites pois observam-se zonas que foram classificadas como zonas livres, mas que se repara não o ser. Esta situação acontece principalmente devido à resolução espacial e pode ser melhorada por sobreposição de camadas que se conhecem pertencer a zonas ocupadas como por exemplo camadas de zonas urbanizadas a nível do concelho administrativo.

Máscara de zonas livres em baixo com polígonos de validação sobrepostos.

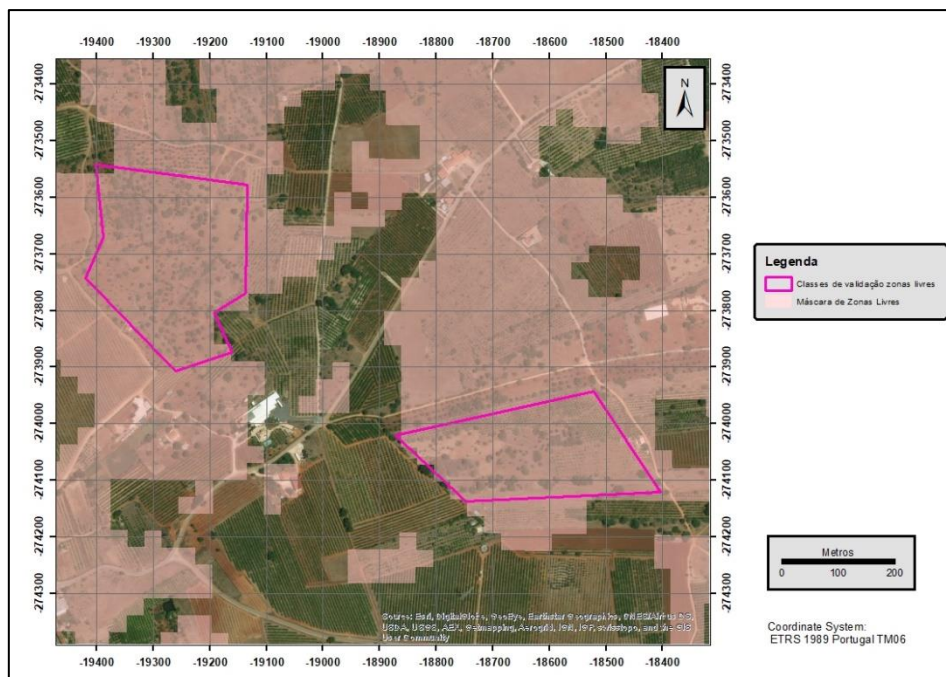


Figura 36 -Máscara de Zonas Livres (a cor rosa) com polígonos de validação de zonas que se conhecem como livres a magenta.

Ainda para efeitos de validação dos resultados das máscaras binárias, sucedeu-se a deslocação por parte do autor deste documento a locais que ficaram classificados na máscara como “Zonas Livres” e como “Zonas Ocupadas”.

Em cada local foi adquirida uma fotografia. As fotografias foram obtidas com recurso a uma aplicação instalada no telemóvel que entre outros parâmetros, deixa uma etiqueta com as coordenadas do local onde foi captada a fotografia. A aplicação denomina-se por “GPS Map Stamp”.

Foram seleccionados 2 (dois) locais para validar “Zonas Livres” (ZL) e 2 (dois) locais para validar “Zonas Ocupadas” (ZO) como se representa no mapa com fotografias que se segue na Figura 37.

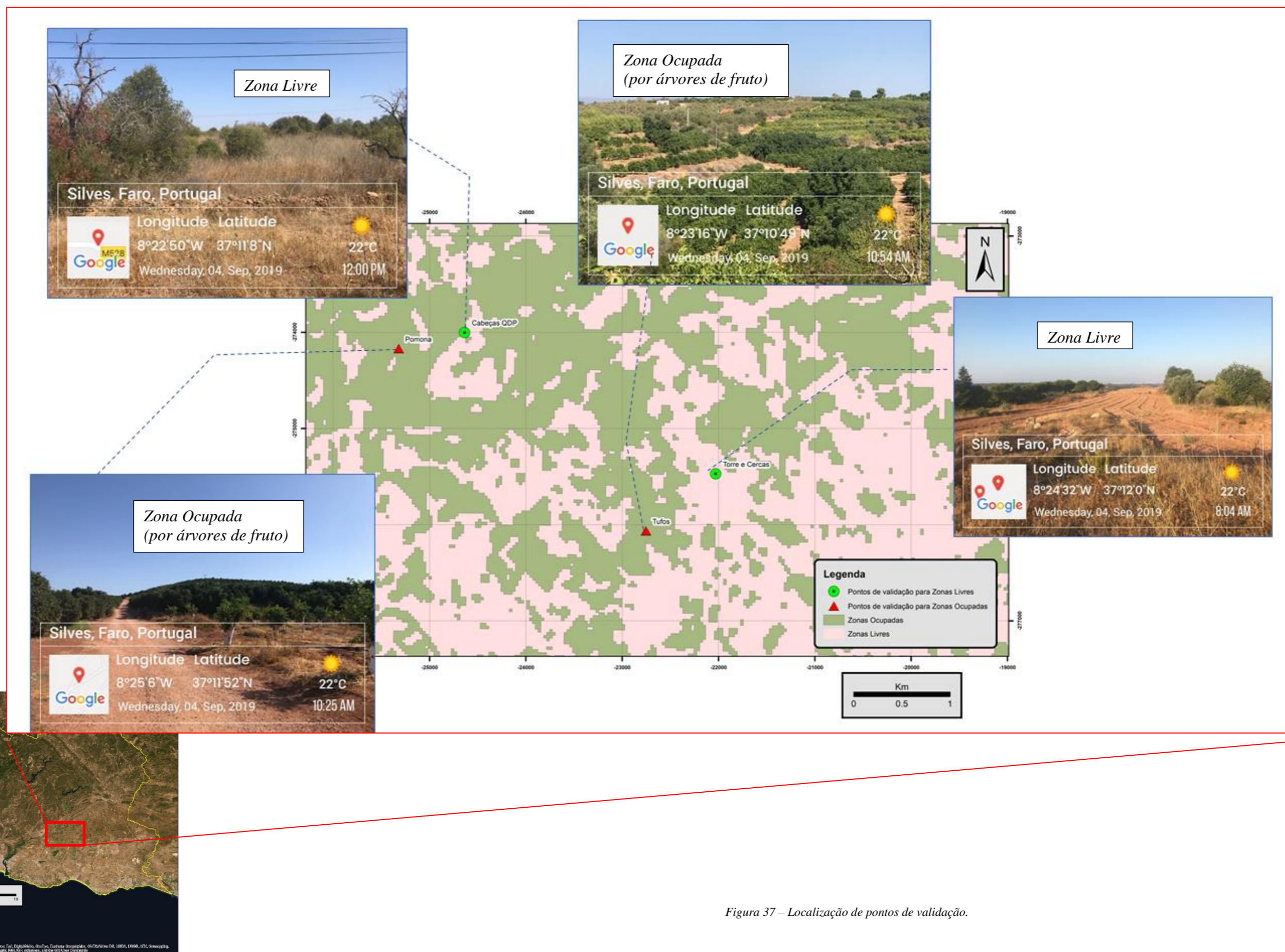


Figura 37 – Localização de pontos de validação.

## 4 Discussão

De entre todas as classes definidas, observa-se que a classe “Vegetação Original” em conjunto com a classe “Solo Exposto” permitem definir regiões onde não existem culturas plantadas e pode ser essa zona espectral onde existe o maior potencial para vir a ser classificada como região com maior probabilidade para a ser usada para a prática agrícola. Estas são, no entanto, classes muito diversas em termos ocupacionais. Observa-se que a classe “Vegetação Original” pode ser observada como vegetação arbustiva rasteira ou de copa alta. Nas regiões onde a classe se apresenta mais densa com vegetação que chega a apresentar copas bem desenvolvidas, pode haver mistura de valores de NDVI que sugerem ser uma região ocupada. Podem ainda ocorrer com porções onde haviam sido plantadas oliveiras agora ao abandono. Outra espécie que também pode atingir copas de grandes dimensões é a *Quercus rotundifolia* Lam. que pode atingir vários metros de copa (8 - 12 m), também conhecida por azinheira nalgumas regiões (Romano e Gonçalves, 2015). Neste contexto, na Figura 38 pode-se observar uma região a verde, que apesar de não se encontrar ocupada, ficou captada como não estando livre pelo processo de limiarização devido à sua densidade de ocupação vegetal.

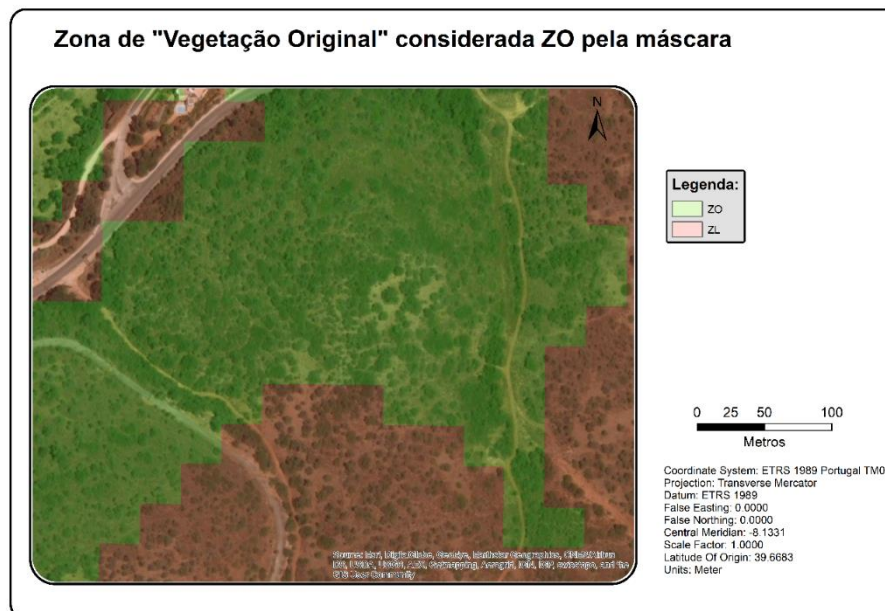


Figura 38 - Zona Livre muito densa considerada Zona Ocupada pela máscara de Zonas Livres.

Caso no futuro seja feita uma continuação deste trabalho, recomenda-se uma quantificação das áreas captadas para cada classe de forma mais cuidada de forma a conseguir quantificar a taxa de sucesso deste método.

A área contabilizada como livre foi de cerca de 43% do valor da área totalizada pelos oito concelhos do barlavento algarvio que representam o total de 220 015 hectares (Tabela 8).

Outras espécies de árvores comuns que se encontram frequentemente nesta região são as figueiras, alfarrobeiras e amendoeiras (ICNF, 2017) e que pelo tamanho das suas copas pode ser considerada ZO apesar de que em muitos casos não se encontra em produção de forma económica.

Todas estas árvores de grande porte encontradas em regiões não sujeitas a práticas agrícolas recentes acabam por ter valores de NDVI diferentes daqueles apresentados por vegetação rasteira. Recomenda-se assim que no futuro se subdivida a classe “Vegetação Original” em subclasses que possam vir a ser discernidas em termos do NDVI.

Na classe “Solo Exposto” observam-se ciclos de estabilização de valores de NDVI e períodos onde se observa maior quantidade de modificação do solo. Futuramente seria interessante comparar os resultados onde há maior modificação das parcelas com o período de incentivos ao investimento. Isso pode ser conseguido através de correlação de dados do IFAP de modo a concluir se são variáveis dependentes ou se estão relacionadas de alguma forma.



# Capítulo 4

## 5 Conclusões

Pode-se afirmar que as técnicas aplicadas se mostraram eficazes e com resultados muito positivos no que diz respeito à separação entre regiões ocupadas e regiões livres.

Em resumo, as operações de limiarização com o auxílio a técnicas de individualização de objetos apresentam-se como uma boa ferramenta no estudo da deteção de alteração. Apresentam facilidade de implementação, rapidez e é um processo adequado para determinados tipos de imagem. No entanto, apresenta desvantagens no que diz respeito à segmentação do pixel sendo que não garante coerência dos objetos, e pode misturar objetos que são muito diferentes entre si podendo levar a respostas erróneas em locais pontuais.

Este estudo revelou-se bastante interessante. No entanto, com o progresso da investigação e principalmente com a sobreposição de camadas de informação de áreas condicionadas ou de zonas de conservação da natureza onde a prática agrícola esteja impossibilitada, deverá ser melhor conseguido o objetivo de determinar e quantificar os terrenos disponíveis e completar os objetivos propostos de forma mais fiável.

Podem ser sobrepostos dados de exposição solar, declive, distância a fontes de água que pode trazer valor acrescentado ao estudo de áreas que se podem vir a considerar muito produtivas e economicamente interessantes para a prática agrícola.

Recomenda-se ainda o ensaio das técnicas desenvolvidas em imagens provenientes de outros sensores onde se poderá testar o método com uma maior resolução espacial o que permitirá a obtenção de informação mais detalhada.

## 6 Referências

Bruinsma, J. (Ed.). (2003). *World agriculture: Towards 2015/2030: A FAO perspective*. London, UK: Earthscan.

Desclée, B. Bogaert P., Defourny P., Forest change detection by statistical object-based method, *Remote Sensing of Environment* Vol. 102, 2006, 1-11.

Direção Geral do Território (2017): [http://www.dgterritorio.pt/cartografia\\_e\\_geodesia/geodesia/sistemas\\_de\\_referencia/portugal\\_continental/pt\\_tm06\\_etrs89\\_\\_european\\_terrestrial\\_reference\\_system\\_1989\\_2/](http://www.dgterritorio.pt/cartografia_e_geodesia/geodesia/sistemas_de_referencia/portugal_continental/pt_tm06_etrs89__european_terrestrial_reference_system_1989_2/). (Acedido em dezembro de 2017).

FAO (2017): *The future of food and agriculture. Trends and challenges*, Rome, (2017) <http://www.fao.org/3/a-i6583e.pdf>, ISSN 2522-722X (online).

Gibbs, H. K., & Salmon, J. M. (2015). Mapping the world's degraded lands. *Applied Geography*, 57, 12 e 21. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.11.024> (online).

Hatna E. and Bakker M. M., 2011. “Abandonment and expansion of arable land in Europe”, *Ecosystems*. Vol. 14, pp.720–31.

Hussain, M.; Chen, D.; Cheng, A.; Wei, H.; Stanley, D. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2013 , 80, 91–106.

Instituto de Conservação da Natureza e Florestas: <http://www.icnf.pt/> (Acedido em Dez 2017).

Irons, J. R., Dwyer, J. L., & Barsi, J. A. (2012). “The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission”. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 122, 11–21.

Julia A. Barsi, Kenton Lee, Geir Kvaran, Brian L. Markham and Jeffrey A. Pedelty (2014). “The Spectral Response of the Landsat-8 Operational Land Imager”. *Remote Sens.*, Vol. 6, 10232-10251.

Lee, D. S., Storey, J. C., Choate, M. J., & Hayes, R. (2004). “Four years of Landsat-7 on-orbit geometric calibration and performance”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 42, 2786–2795.

Lunetta, R.S.; Knight, J.F.; Ediriwickrema, J.; Lyon, J.G.; Worthy, L.D. Land-cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data. *Remote Sens. Environ.* 2006, 105, 142–154.

“Portugal tem a maior plantação de abacates da europa”, Disponível em : <https://www.ewp-portugal.com/en/publishings/algarve-tem-a-maior-plantacao-de-abacates-da-europa> -. Acedido em Dezembro de 2017.

Romano A. e Gonçalves S., (2015) *Plantas silvestres comestíveis do Algarve*, Faro, Universidade do Algarve, 2015. (acedido online em Dez 2017).

Serra, Pere & Moré, Gerard & Pons, Xavier. (2008). Consecuencias en la cartografía de cultivos mediterráneos de la combinación de datos ráster-vector : enriquecimiento de una base SIGPAC a través de la teledetección. *Espacio Tiempo y Forma. Serie VI, Geografía*.

Rouse, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: *earth resources technology satellite-1 symposium, 3., 1973, Washington. Proceedings...* Washington: NASA, v.1, p.309-317, 1973.

Roy, D.P., Kovalskyy, V., Zhang, H.K. , Vermote E.F. , Yan L. , Kumar S.S. Kumar, Egorov A. (2016), “Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity”, *Remote Sensing of Environment* 185 (2016) 57–70.

da Silva, Ricardo Dutra; Minetto, Rodrigo; Schwartz, William Robson; Pedrini, Helio. *Advances in Visual Computing (9783540896456)* , 2008, p113-122, 10p.

United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2017). *World Population Prospects: The 2017 Revision, Volume I: Comprehensive Tables*. ST/ESA/SER.A/399.

USGS, 2013. Disponível em <https://landsat.usgs.gov/product-information> (acedido em dezembro de 2017).

Yuan, D.; Elvidge, C. NALC land cover change detection pilot study: Washington DC area experiments. *Remote Sens. Environ.* 1998.

# **Anexo I**

**– Tabela com todos os ficheiros de entrada e saída  
para extração de dados numéricos –**

Anexo I – Tabela com todos os ficheiros de entrada e saída para extração de dados numéricos

Ano	Mês	Data	Referência da Imagem original	Sensor	Subset_area de trabalho	Resultados TOA subset	Resultados de imagens de NDVI mensais	Resultados da MD	Resultados do DP
2002	Junho	15/06/2002	LT52030342002166MTI00	TM5	sub_LT52030342002166MTI00	LT52030342002166MTI00_2002_06.hdr	2002_06_ndvi_roy.hdr / .img	2002_ndvi_mean_roy.hdr / img	2002_ndvi_std.hdr / .img
	Julho	1/07/2002	LT52030342002182MTI00	TM5	sub_LT52030342002182MTI00	LT52030342002182MTI00_2002_07.hdr	2002_07_ndvi_roy.hdr / .img		
2003	Julho	4/07/2003	LT52030342003185MTI01	TM5	sub_LT52030342003185MTI01	LT52030342003185MTI01_2003_07_04.hdr	2003_07_04_ndvi_roy.hdr / .img	2003_ndvi_mean_roy.hdr / .img	2003_ndvi_std.hdr / .img
	Julho	20/07/2003	LT52030342003201MTI01	TM5	sub_LT52030342003201MTI01	LT52030342003201MTI01_2003_07_20.hdr	2003_07_20_ndvi_roy.hdr / .img		
2007	Junho	29/06/2007	LT52030342007180MPS00	TM5	sub_LT52030342007180MPS00	LT52030342007180MPS00_2007_06.hdr	2007_06_ndvi_roy.hdr / .img	2007_ndvi_mean_roy.hdr / .img	2007_ndvi_std.hdr / .img
	Julho	31/07/2007	LT52030342007212MPS00	TM5	sub_LT52030342007212MPS00	LT52030342007212MPS00_2007_07.hdr	2007_07_ndvi_roy.hdr / .img		
	Agosto	16/08/2007	LT52030342007228MPS00	TM5	sub_LT52030342007228MPS00	LT52030342007228MPS00_2007_08.hdr	2007_08_ndvi_roy.hdr / .img		
	Setembro	1/09/2007	LT52030342007244MPS00	TM5	sub_LT52030342007244MPS00	LT52030342007244MPS00_2007_09.hdr	2007_09_ndvi_roy.hdr / .img		
2013	Junho	13/06/2013	LC82030342013164LGN00	OLI	sub_LC82030342013164LGN00	LC82030342013_164LGN00_2013_06B.hdr	2013_06B_ndvi.hdr / .img	2013B_ndvi_mean.hdr / .img	2013B_ndvi_std.hdr/.img
	Julho	31/07/2013	LC82030342013212LGN00	OLI	sub_LC82030342013212LGN00	LC8203034_2013_212LGN00_2013_07.hdr	2013_07_ndvi.hdr / .img		
	Agosto	16/08/2013	LC82030342013228LGN00	OLI	sub_LC82030342013228LGN00	LC8203034_2013_228LGN00_2013_08.hdr	2013_08_ndvi.hdr / .img		
	Setembro	1/09/2013	LC82030342013244LGN00	OLI	sub_LC82030342013244LGN00	LC82030342013244LGN00_2013_09.hdr	2013_09_ndvi.hdr / .img		
2014	Mai	31/05/2014	LC82030342014151LGN00	OLI	sub_LC82030342014151LGN00	LC82030342014151LGN00_2014_05.hdr	2014_05_ndvi_3.hdr / .img	2014_ndvi_mean_3.hdr / .img	2014_ndvi_std.hdr / .img
	Julho	18/07/2014	LC82030342014199LGN00	OLI	sub_LC82030342014199LGN00	LC82030342014199LGN00_2014_07.hdr	2014_07_ndvi_3.hdr / .img		
	Agosto	19/08/2014	LC82030342014231LGN00	OLI	sub_LC82030342014231LGN00	LC82030342014231LGN00_2014_08.hdr	2014_08_ndvi_3.hdr / .img		
	Setembro	4/09/2014	LC82030342014247LGN00	OLI	sub_LC82030342014247LGN00	LC82030342014247LGN00_2014_09.hdr	2014_09_ndvi_3.hdr / .img		
2015	Junho	19/06/2015	LC82030342015170LGN00	OLI	sub_LC82030342015170LGN00	LC82030342015170LGN00_2015_06.hdr	2015_06_ndvi_3.hdr / .img	2015_ndvi_mean_3.hdr / .img	2015_ndvi_std.hdr / .img
	Julho	21/07/2015	LC82030342015202LGN00	OLI	sub_LC82030342015202LGN00	LC82030342015202LGN00_2015_07.hdr	2015_07_ndvi_3.hdr / .img		
	Agosto	6/08/2015	LC82030342015218LGN00	OLI	sub_LC82030342015218LGN00	LC82030342015218LGN00_2015_08.hdr	2015_08_ndvi_3.hdr / .img		
	Setembro	23/09/2015	LC82030342015266LGN00	OLI	sub_LC82030342015266LGN00	LC82030342015266LGN00_2015_09.hdr	2015_09_ndvi_3.hdr / .img		
2016	Mai	20/05/2016	LC82030342016141LGN00	OLI	sub_LC82030342016141LGN00	LC82030342016141LGN00_2016_05.hdr	2016_05_ndvi.hdr / .img	2016_ndvi_mean.hdr / img	2016_ndvi_std.hdr / .img
	Junho	21/06/2016	LC82030342016173LGN00	OLI	sub_LC82030342016173LGN00	LC82030342016173LGN00_2016_06.hdr	2016_06_ndvi.hdr / .img		
	Julho	23/07/2016	LC82030342016205LGN00	OLI	sub_LC82030342016205LGN00	LC82030342016205LGN00_2016_07.hdr	2016_07_ndvi.hdr / .img		
	Agosto	8/08/2016	LC82030342016221LGN00	OLI	sub_LC82030342016221LGN00	LC82030342016221LGN00_2016_08.hdr	2016_08_ndvi.hdr / .img		
2017	Mai	26/05/2017	LC82030342017143LGN00	OLI	sub_LC82030342017143LGN00	LC08_L1TP_203034_20170523_20170526_01_T1_05.hdr	2017_05_ndvi.hdr / .img	2017_ndvi_mean.hdr / .img	2017_ndvi_std.hdr / .img
	Julho	25/07/2017	LC82030342017191LGN00	OLI	sub_LC82030342017191LGN00	LC08_L1TP_203034_20170710_20170725_01_T1_07.hdr	2017_07_ndvi.hdr / .img		
	Agosto	24/08/2017	LC82030342017223LGN00	OLI	sub_LC82030342017223LGN00	LC08_L1TP_203034_20170811_20170824_01_T1_08.hdr	2017_08_ndvi.hdr / .img		
	Setembro	28/09/2017	LC82030342017255LGN00	OLI	sub_LC82030342017255LGN00	LC08_L1TP_203034_20170912_20170928_01_09.hdr	2017_09_ndvi.hdr / .img		

## **Anexo II**

**– Resultados obtidos para os valores de caracterização de NDVI de cada classe cultural.**

Resultados obtidos para os valores de caracterização de NDVI de cada classe cultural.

Classe	Ano	Imagens Usadas	Média para todos os polígonos de cada classe com os valores extraídos a partir da imagem da média em cada ano	Dispersão da média para todos os polígonos de cada classe com os valores extraídos a partir da imagem da média em cada ano	Média dos resultados do desvio padrão de cada classe para todos os polígonos da imagem do desvio padrão em cada ano	Dispersão do desvio padrão para todos os polígonos de cada classe com os valores extraídos a partir da imagem do desvio padrão em cada ano	Média dos valores da média total para cada classe	Dispersão da média total para cada classe	Desvio Padrão médio total para cada classe	Dispersão total dos valores do desvio padrão médios de cada classe	
			Imagem da média	Imagem do Desvio Padrão	Média da MD	stddev.p MD	MD do DP	stddev.p DP	Média da MD	stddev.p MD	MD do DP
urbanizado	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.204	0.040	0.030	0.013	0.178	0.047	0.015	0.004
urbanizado	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.186	0.054	0.009	0.002				
urbanizado	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.181	0.043	0.014	0.004				
urbanizado	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.173	0.049	0.012	0.002				
urbanizado	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.167	0.049	0.012	0.003				
urbanizado	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.170	0.048	0.013	0.003				
urbanizado	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.175	0.049	0.013	0.003				
urbanizado	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.170	0.048	0.013	0.003				
areia Praia	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.129	0.014	0.022	0.012	0.108	0.019	0.011	0.008
areia Praia	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.083	0.070	0.012	0.015				
areia Praia	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.118	0.021	0.012	0.014				
areia Praia	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.110	0.009	0.009	0.004				
areia Praia	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.106	0.008	0.005	0.002				
areia Praia	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.108	0.008	0.007	0.004				
areia Praia	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.106	0.008	0.006	0.002				
areia Praia	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.100	0.015	0.012	0.008				
arv fruto	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.501	0.061	0.121	0.043	0.515	0.087	0.036	0.015
arv fruto	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.399	0.108	0.012	0.015				
arv fruto	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.439	0.096	0.038	0.018				
arv fruto	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.542	0.089	0.018	0.006				
arv fruto	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.560	0.085	0.022	0.007				
arv fruto	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.545	0.086	0.024	0.008				
arv fruto	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.571	0.078	0.031	0.014				
arv fruto	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.566	0.089	0.025	0.011				
eucaliptal	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.476	0.074	0.085	0.046	0.472	0.078	0.029	0.013
eucaliptal	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.430	0.101	0.007	0.002				
eucaliptal	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.379	0.050	0.035	0.011				
eucaliptal	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.494	0.086	0.020	0.007				
eucaliptal	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.506	0.082	0.020	0.005				
eucaliptal	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.487	0.071	0.021	0.012				
eucaliptal	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.515	0.086	0.024	0.015				
eucaliptal	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.491	0.077	0.023	0.008				

Resultados obtidos para os valores de caracterização de NDVI de cada classe cultural.

Classe	Ano	Imagens Usadas	Média para todos os polígonos de cada classe com os valores extraídos a partir da imagem da média em cada ano	Dispersão da média para todos os polígonos de cada classe com os valores extraídos a partir da imagem da média em cada ano	Média dos resultados do desvio padrão de cada classe para todos os polígonos da imagem do desvio padrão em cada ano	Dispersão do desvio padrão para todos os polígonos de cada classe com os valores extraídos a partir da imagem do desvio padrão em cada ano	Média dos valores da média total para cada classe	Dispersão da média total para cada classe	Desvio Padrão médio total para cada classe	Dispersão total dos valores do desvio padrão médios de cada classe	
			Imagem da média	Imagem do Desvio Padrão	Média da MD	stddev.p MD	MD do DP	stddev.p DP	Média da MD	stddev.p MD	MD do DP
rocha pedreira	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.182	0.036	0.033	0.020	0.140	0.026	0.011	0.005
rocha pedreira	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.200	0.086	0.007	0.003				
rocha pedreira	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.158	0.035	0.011	0.003				
rocha pedreira	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.125	0.009	0.008	0.002				
rocha pedreira	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.112	0.009	0.008	0.003				
rocha pedreira	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.119	0.010	0.005	0.001				
rocha pedreira	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.112	0.010	0.009	0.002				
rocha pedreira	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.112	0.010	0.009	0.003				
solo exposto	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.366	0.050	0.061	0.041	0.335	0.081	0.031	0.028
solo exposto	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.342	0.084	0.012	0.013				
solo exposto	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.330	0.107	0.030	0.030				
solo exposto	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.331	0.073	0.028	0.040				
solo exposto	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.297	0.073	0.028	0.029				
solo exposto	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.313	0.085	0.024	0.024				
solo exposto	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.343	0.083	0.035	0.024				
solo exposto	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.355	0.097	0.028	0.025				
veg original	2002	2002 ndvi mean roy.img	2002 ndvi std roy.img	0.407	0.045	0.074	0.015	0.373	0.050	0.028	0.007
veg original	2003	2003 ndvi mean roy.img	2003 ndvi std roy.img	0.344	0.045	0.007	0.002				
veg original	2007	2007 ndvi mean roy.img	2007 ndvi std roy.img	0.315	0.040	0.022	0.009				
veg original	2013	2013B ndvi mean.img	2013B ndvi std.img	0.391	0.049	0.016	0.004				
veg original	2014	2014 ndvi mean 3.img	2014 ndvi std 3.img	0.380	0.053	0.023	0.003				
veg original	2015	2015 ndvi mean 3.img	2015 ndvi std 3.img	0.370	0.051	0.016	0.007				
veg original	2016	2016 ndvi mean.img	2016 ndvi std.img	0.404	0.057	0.036	0.008				
veg original	2017	2017 ndvi mean.img	2017 ndvi std.img	0.371	0.062	0.029	0.009				