



**Universidade de Évora - Escola de Ciências e Tecnologia**

**Mestrado em Engenharia Florestal: Sistemas Mediterrâneos**

Dissertação

**Análise da variabilidade de povoamentos florestais com  
imagens de satélite**

Ana Margarida Matos Coelho

Orientador(es) | Ana Cristina Gonçalves  
Adélia Sousa

Évora 2022

---

---

---

---



---

**Universidade de Évora - Escola de Ciências e Tecnologia**

**Mestrado em Engenharia Florestal: Sistemas Mediterrâneos**

Dissertação

**Análise da variabilidade de povoamentos florestais com  
imagens de satélite**

Ana Margarida Matos Coelho

Orientador(es) | Ana Cristina Gonçalves  
Adélia Sousa

Évora 2022

---

---

---

---



A dissertação foi objeto de apreciação e discussão pública pelo seguinte júri nomeado pelo Diretor da Escola de Ciências e Tecnologia:

Presidente | Carlos Alexandre (Universidade de Évora)

Vogais | Ana Cristina Gonçalves (Universidade de Évora) (Orientador)  
Teresa Pinto-Correia (Universidade de Évora) (Arguente)

## **AGRADECIMENTOS**

Ao longo da dissertação, foram muitas as pessoas que contribuíram para o sucesso deste trabalho. No entanto, algumas pessoas merecem os meus sinceros agradecimentos.

Às minhas orientadoras, a Professora Ana Cristina Andrade Gonçalves e a Professora Adélia Maria Oliveira de Sousa pela boa disposição, pelo apoio e motivação, disponibilidade, sentido crítico e conhecimento transmitido ao nível científico. Agradecer também todas as palavras de incentivo, e por me demonstrarem que com esforço, trabalho e dedicação tudo é possível.

À Doutora Crismeire Isbaex pela sua disponibilidade, pelos conhecimentos e boa disposição que sempre me transmitiu. Obrigado pelo trabalho em equipa, pelas conversas nos momentos de angústia e incerteza, que sempre me fizeram continuar e acreditar que era capaz.

A toda a minha família obrigado pela paciência, compreensão e suporte para que eu continuasse no meu percurso académico. É graças a vocês que sou o que sou hoje. Os valores e princípios que os meus pais sempre me transmitiram, tornaram-me a mulher que sou hoje e ensinaram-me a lutar pelos meus sonhos, e principalmente ensinaram-me que por muito difícil que seja o caminho, no fim vai valer a pena.

Ao meu namorado, Bruno Barreto, por todo o apoio, carinho, paciência e compreensão ao longo do tempo, no desenvolver da dissertação. Obrigado por todas as conversas, principalmente nos momentos de insegurança, que serviram de fonte de motivação e que nunca me deixaram desistir.

A todos os meus amigos obrigada por compreenderem as minhas ausências, e por sempre terem acreditado que eu era capaz, mesmo quando eu por vezes duvidava!

A todos vocês o meu mais sincero agradecimento!

Análise da variabilidade de povoamentos florestais com imagens de satélite

## RESUMO

O objetivo deste trabalho foi a análise da variabilidade dos povoamentos florestais no Alto Alentejo, com dados derivados de imagens de satélite, nomeadamente do Sentinel-2. Para a análise da variabilidade dos povoamentos florestais, foi produzido um mapa de uso/ocupação do solo e calculadas métricas de diversidade, ao nível da classe e da paisagem. O mapa de uso/ocupação do solo foi obtido para 5 classes florestais e 1 não florestal, utilizando o algoritmo de classificação Random Forest, com as bandas, os índices de vegetação e os de texturas como variáveis independentes. Neste mapa obteve-se uma precisão global de 89% e um kappa de 86%. A heterogeneidade da paisagem foi avaliada com 11 métricas para o Alto Alentejo e para 4 sub-regiões. A composição e a configuração da paisagem da área estudo é bastante heterogénea. A variabilidade das métricas no Alto Alentejo e entre as regiões evidencia a diversidade dos povoamentos florestais.

**Palavras-chave:** Modelação; Detecção Remota; Índices de vegetação; Ocupação Florestal; Métricas de Paisagem

## Analysis of forests stands variability with satellite images

### **ABSTRACT**

The objective this study is the analysis of the forest stands variability in Alto Alentejo with data derived from satellite images, namely of Sentinel-2. For the forest stands variability analysis, a soil land use and land cover map was produced and calculated the diversity metrics, at the class and landscape levels. The map was obtained through the classification of the satellite image, with 5 forest classes and 1 non forest class, using the classification algorithm Random Forest, with the bands, the vegetation and the texture indices as independent variables. The soil land use and cover map had global precision of 89% and a Kappa of 86%. The landscape heterogeneity was evaluated with 11 metrics for Alto Alentejo e for 4 sub-regions. The study area composition and configuration is rather heterogeneous. The metrics' variability in Alto Alentejo and between the sub-regions highlights the diversity of the forest stands.

**Keywords:** Modelling; remote sensing; vegetation indices; forest land use; landscape metrics

---

**ÍNDICE**

<b>AGRADECIMENTOS</b> .....	<b>I</b>
<b>RESUMO</b> .....	<b>II</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>III</b>
<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	<b>V</b>
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	<b>VI</b>
<b>ABREVIATURAS</b> .....	<b>VII</b>
<b>FÓRMULAS</b> .....	<b>VIII</b>
<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
<b>2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO</b> .....	<b>4</b>
<b>2.1 Detecção Remota</b> .....	<b>4</b>
<b>2.1.1 Radiação e espectro eletromagnético</b> .....	<b>4</b>
<b>2.1.2 Satélites e sensores</b> .....	<b>7</b>
<b>2.1.3 Missão sentinel-2</b> .....	<b>10</b>
<b>2.2 Análise de Imagens de Satélite</b> .....	<b>11</b>
<b>3. MÉTRICAS DE DIVERSIDADE</b> .....	<b>14</b>
<b>3.1 Características da paisagem</b> .....	<b>14</b>
<b>3.2 Métodos de análise da paisagem</b> .....	<b>15</b>
<b>3.3 Aplicações de métricas de paisagem</b> .....	<b>21</b>
<b>3.4 Base de dados e programas disponíveis</b> .....	<b>22</b>
<b>3.5 Caracterização Espécies Florestais</b> .....	<b>24</b>
<b>4. MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	<b>31</b>
<b>4.1 Área de Estudo</b> .....	<b>31</b>
<b>4.2 Imagens de Sentinel-2</b> .....	<b>32</b>
<b>4.3 Métodos</b> .....	<b>33</b>
<b>4.3.1 Análise e Processamento de Imagens de Satélite</b> .....	<b>34</b>
<b>4.3.2 Análise de Diversidade</b> .....	<b>38</b>
<b>5. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>43</b>
<b>5.1 Mapa de Uso/Ocupação do Solo</b> .....	<b>43</b>
<b>5.2 Análise da Paisagem no Alto Alentejo</b> .....	<b>47</b>
<b>5.2.1 Análise da diversidade por das sub-regiões</b> .....	<b>55</b>
<b>6. CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	<b>61</b>
<b>BIBLIOGRAFIA</b> .....	<b>63</b>

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Campo eletromagnético e radiação eletromagnética (Adaptado de Voute, 1982).....	4
Figura 2 - Frequência e Comprimento de onda (Adaptado de Voute, 1982) .....	5
Figura 3 - Espectro eletromagnético (Adaptado de Voute, 1982).....	5
Figura 4 - Assinatura espectral do solo, vegetação e água (Adaptado de McHaffie, 2018).....	6
Figura 5 - Modelo Mancha-Corredor-Matriz (Adaptado de Uemaa & Oja, 2017) .....	15
Figura 6 - Influência de área total (a), da bordadura (b, c) e da forma (d) na área central.....	18
Figura 7 - Tipos de formato de entrada: Vetorial (a); Matricial (b) (Adaptado: Uemaa & Oja, 2017) .....	24
Figura 8 - Carta ecológica, zonas ecológicas (onde IM é Ibero-mediterrânica; SA é Sub-atlântica; AM é Atlante mediterrânica; SM é Sub-mediterrânica;) (AA, 2018) .....	25
Figura 9 - Carta ecológica, andares (AA, 2018).....	25
Figura 10 - Espécies indicadoras (onde, Az é Azinheira; Sb é Sobreiro; Pm é Pinheiro manso; Pb é Pinheiro bravo) (AA, 2018).....	26
Figura 11 - Carta de solos (AA, 2018) .....	27
Figura 12 - Divisão Administrativa de Portugal em NUTIII (a); Alto Alentejo (b) com uma composição em falsa cor de imagem Sentinel-2 (RGB - 483) .....	31
Figura 13 - Fluxograma da metodologia .....	33
Figura 14 - Divisão da área de estudo em 4 Regiões .....	42
Figura 15 - Mapa classificado com as classes de uso/ocupação do solo.....	43
Figura 16 - Assinatura espectral das classes de uso/ocupação do solo (onde, as linhas horizontais representam a média, e as verticais a amplitude espectral, e os símbolos representa o min e o máx) .....	45
Figura 17 - Percentagem de paisagem de cada classe de uso/ocupação do solo (PLAND).....	47
Figura 18 - Número de manchas por classes de uso/ocupação do solo (NP) .....	48
Figura 19 - Índice do número de manchas (NP) e de área média em hectares (AREA_MN).....	50
Figura 20 - Percentagem de áreas centrais (CPLAND) .....	53
Figura 21 - Índice de Interceção e justaposição (IJI) .....	53



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Características dos sensores (Fonte: ENGESAT, 2020) .....	8
Tabela 2 - Características do Sentinel-2 (Fonte: ESA, 2020) .....	11
Tabela 3 - Programas disponíveis para o cálculo de métricas de diversidade (Adaptado: Uuemaa & Oja, 2017).....	24
Tabela 4 - Características de imagens Sentinel-2 (Fonte: ESA, 2020) .....	32
Tabela 5 - Índices de vegetação e de texturas .....	35
Tabela 6 - Medidas de avaliação da precisão .....	37
Tabela 7 - Métricas de Paisagem.....	39
Tabela 8 - Matriz de confusão.....	46
Tabela 9 - Índice de maior mancha (LPI) .....	49
Tabela 10 - Índice densidade de bordadura (ED) e de forma média ponderada (AWMSI) .....	51
Tabela 11 - Percentagem de cada classe (PLAND) .....	55
Tabela 12 - Índice de número de manchas (NP), da maior mancha (LPI) e de área média (AREA_MN) por sub-região.....	56
Tabela 13 - Índice de forma médio ponderado (AWMSI), densidade de bordadura (ED) e percentagem de áreas centrais (CPLAND) por sub-região .....	57
Tabela 14 - Teste estatístico post hoc de Tuckey (comparação de sub-regiões par a par).....	60

## ABREVIATURAS

AREA_MN	Tamanho médio da mancha ( <i>Mean Patch Size</i> )
AVHRR	<i>Advanced Very High-Resolution Radiometer</i>
AWMSI	Índice de Forma Médio Ponderado ( <i>Area-Weighted Mean Shape Index</i> )
C	Campo Eletromagnético
C	Velocidade de Propagação de Energia
CPLAND	Porcentagem de Área Central da Paisagem ( <i>Core Area Percentage of Landscape</i> )
E	Campo Elétrico
ED	Densidade de Bordadura ( <i>Density Edge</i> )
ETRS	<i>European Terrestrial Reference System</i>
ESA	Agência Espacial Europeia ( <i>European Space Agency</i> )
EVI	Índice de Vegetação Melhorado ( <i>Enhanced Vegetation Index</i> )
GLCM	Matriz de Coocorrência de Nível de Cinzento ( <i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> )
GMES	Monitorização Global do Meio Ambiente e Segurança ( <i>Global Monitoring for Environment and Security</i> )
IJJ	Índice de Interseção e Justaposição ( <i>Interspersion and Juxtaposition Index</i> )
LPI	Índice da Maior Mancha ( <i>Largest Patch Index</i> )
M	Campo Magnético
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
MSAVI 2	Índice de vegetação Ajustado ao Solo Modificado ( <i>Second Modified Soil Adjusted Vegetation Index</i> )
MSI	Sistema Multiespectral ( <i>Multi-Spectral Instrument System</i> )
NDII	Índice de Infravermelho de Diferença Normalizada ( <i>Normalized Difference Infrared Index</i> )
NDRE1/2	Índice do Limiar do vermelho de Diferença Normalizada ( <i>Normalized Difference Red Edge Index</i> )
NDVI	Índice de Vegetação de Diferença Normalizada ( <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> )
NIR	Infravermelho próximo ( <i>Near Infrared</i> )
NOAA	<i>National Oceanic Atmospheric Administration</i>
NP	Número de Manchas ( <i>Number of Patch</i> )
PLAND	Porcentagem de Paisagem ( <i>Percentage of Landscape</i> )
REM	Radiação Eletromagnética
RF	<i>Random Forest</i>
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo ( <i>Soil Adjusted Vegetation Index</i> )
SHEI	Índices de uniformidade de Shannon ( <i>Shannon's evenness index</i> )
SIEI	Índices de uniformidade de Shannon ( <i>Simpson's evenness index</i> )
SNAP	<i>Sentinel Application Platform</i>
SPOT	<i>Satellite Pour l'Observation de la Terre</i>
TA	Área Total de Paisagem ( <i>Total Area</i> )
$\alpha$	Diversidade Alfa
$\beta$	Diversidade Beta
$\gamma$	Diversidade Gama
$\lambda$	Comprimento de Onda
$\nu$	Frequência

## FÓRMULAS

## Índices de Vegetação e de texturas

Nome	Sigla	Fórmula
Índice de Vegetação por Diferença Normalizada	NDVI	$\frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$
Índice de Vegetação Ajustado ao Solo	SAVI	$\frac{1,5 \times (NIR - RED)}{8 \times (NIR + RED + 0,5)}$
Índice de vegetação ajustado ao solo modificado 2	MSAVI 2	$0,5 \times \{2 \times (NIR + 1) - \sqrt{(2 \times NIR + 1) \times (2 \times NIR + 1) - 8 \times (NIR - RED)}\}$
Índice de Vegetação Melhorado	EVI	$\frac{2,5 \times (NIR - RED)}{(NIR + 6 \times RED - (7,5 \times BLUE) + 1)}$
Índice do limiar do vermelho de diferença normalizada 1	NDRE 1	$\frac{(RED\ EDGE\ 4 - RED\ EDGE\ 1)}{(RED\ EDGE\ 4 + RED\ EDGE\ 1)}$
Índice do limiar do vermelho de diferença normalizada 2	NDRE 2	$\frac{(RED\ EDGE\ 4 - RED\ EDGE\ 2)}{(RED\ EDGE\ 4 + RED\ EDGE\ 2)}$
Índice de Infravermelhos de diferença normalizada	NDII	$\frac{(RED\ EDGE\ 4 - SWIR\ 1)}{(RED\ EDGE\ 4 + SWIR\ 1)}$
GLCM média	GLCMm	$\sum_{i=2}^{2N_g} ip_{x+y} - (i)$
GLCM variância	GLCMv	$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu)^2 p(i, j)$
GLCM correlação	GLCMc	$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{ijp(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$

## Estatísticas de Precisão da classificação

Nome	Sigla	Fórmula
Estatística Kappa	Kappa	$\sum_{i=1}^k \frac{N_{ii}}{N}$
Precisão global	PG	$\frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \times 100$

**Índices de diversidade**

Nome	Sigla	Fórmulas
Área Total da Paisagem	TA	$A \left( \frac{1}{10000} \right)$
Percentagem de Paisagem	PLAND	$\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} (100)$
Tamanho Médio de Mancha	AREA_MN	$\frac{A}{N} \left( \frac{1}{10000} \right)$
Índice de Uniformidade de Shannon	SHEI	$\frac{-\sum_{i=1}^m (P_i \text{ o } \ln P_i)}{\ln m}$
Índice de Uniformidade de Simpson	SIEI	$\frac{1 - \sum_{i=1}^m P_i^2}{1 - \left( \frac{1}{m} \right)}$
Número de Manchas	NP	$n_i$
Índice de Maior Mancha	LPI	$\frac{\max_{j=1}^n (a_{ij})}{A} (100)$
Índice de Forma médio ponderado	AWMSI	$\sum_{j=1}^n \left[ \left( \frac{0.25 p_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}} \right) \left( \frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^n a_{ij}} \right) \right]$
Densidade de bordadura	ED	$\frac{\sum_{k=1}^m e_{ik}}{A} (10000)$
Percentagem de área central da paisagem	CPLAND	$\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}^c}{A} (100)$
Índice de interseção e justaposição	IJI	$\frac{-\sum_{K=1}^m \left[ \left( \frac{e_{ik}}{\sum_{k=1}^m e_{ik}} \right) \ln \left( \frac{e_{ik}}{\sum_{k=1}^m e_{ik}} \right) \right]}{\ln (m - 1)} (100)$

## 1. INTRODUÇÃO

A superfície terrestre está em constante mudança, e com isso os padrões da paisagem sofrem alterações ao longo do tempo, quer seja por causas naturais como as alterações climáticas, quer seja pelas atividades humanas, como as mudanças uso/ocupação do solo. Essas mudanças ao nível local ou global, afetam todos os processos ecológicos que ocorrem na paisagem (Uuemaa & Oja, 2017).

Em detecção remota a monitorização do uso/ocupação do solo, ocupa um papel significativo no que diz respeito à gestão dos recursos naturais, ao estudo das alterações climáticas, ao ordenamento do território e florestal, e à criação de medidas que visam o desenvolvimento sustentável (Gudmann *et al.*, 2020; Thenkabail, 2016). Manter mapas de uso/ocupação do solo atualizados, torna-se uma ferramenta importante para identificar e compreender melhor os efeitos provocados por estas mudanças ao longo do espaço e do tempo (Uuemaa & Oja, 2017).

A classificação de imagens de satélite, permite obter mapas de uso/ocupação do solo, permitindo conjugar diferentes bases de dados de diferentes períodos de tempo, de diferentes resoluções espaciais e/ou de diferentes sensores (Sowmya *et al.*, 2017). A conjugação de diferentes informações, permite melhorar a qualidade dos dados, a monitorização da superfície terrestre a um baixo custo (ESA, 2015). Além das bandas das imagens de satélite, também bandas auxiliares como os índices de vegetação e os índices de texturas, podem ser utilizados para melhorar a identificação de espécies florestais com comportamentos espectrais semelhantes ou diferentes (Nunes, 2017). De acordo com a bibliografia os índices de vegetação mais utilizados, são o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index – NDVI*), Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (*Soil Adjusted Vegetation Index - SAVI*) e o Índice de Vegetação Melhorado (*Enhanced Vegetation Index - EVI*) e também os índices de textura, como a matriz de coocorrência de nível de cinzento (*Gray Level Co-occurrence Matrix - GLCM*) (Chen *et al.*, 2019; Godinho *et al.*, 2018; Hawryło *et al.*, 2018; Khudinyan, 2019; Macedo *et al.*, 2018; Meyer *et al.*, 2019). Para estudos centrados na monitorização de paisagens florestais, a classificação de imagens de satélite, torna-se um fator importante para avaliação da proteção e conservação de áreas florestais, quantificação de biomassa e carbono, e para estudos relacionados com vários processos ecológicos (Isbaex & Coelho, 2019).

A classificação de imagens de satélite poderá ser realizada por 2 métodos: a) supervisionada e b) não supervisionada. A diferença é que no primeiro método de classificação o algoritmo selecionado utiliza as assinaturas espectrais com base nas áreas de treino, para conseguir classificar todos os pixels, atribuindo-as às classes de uso/ocupação de solo inicialmente definidas (Camps-Valls *et al.*, 2011). Máxima verossimilhança, distância mínima, *random forest*, suporte máquinas de vetores, são alguns exemplos de algoritmos de classificação supervisionada. No segundo método de classificação, o algoritmo agrupa os pixels com base nos picos do histograma dos intervalos espectrais, e em medidas estatísticas das características espectrais como a média, desvio padrão ou a covariância (Chitradevi & Srimanthi, 2014).

A desflorestação e alterações climáticas estão a intensificar cada vez mais as mudanças na superfície terrestre, diminuindo as áreas florestais. Em ecologia, a perda de biodiversidade derivada da redução de área florestal, têm recebido atenção em diversos estudos (Singh, 2002; Singh *et al.*, 2010). A paisagem é definida como uma área geográfica constituída por diferentes ecossistemas que interagem entre si, e que se repetem espacialmente de forma idêntica. Existem muitas definições de paisagem, mas todas a definem como sendo uma área heterogênea contendo um ou mais usos/ocupação do solo, tendo em conta o seu arranjo espacial (Forman & Godron, 1986). O mosaico da paisagem é formado pela composição dos elementos que constituem a paisagem (*e.g.* florestas, pastagens, agricultura) e pela configuração da sua estrutura (Singh, 2002; Singh *et al.*, 2010). A ecologia da paisagem estuda a relação entre os padrões espaciais da paisagem e os processos ecológicos ao longo do espaço e do tempo (McGarigal & Marks, 1995).

As paisagens são constituídas pela composição (*e.g.* quantidade, proporção de manchas) e a sua configuração (*e.g.* forma, arranjo espacial) (Mcgarigal *et al.*, 2005, 2015). A biodiversidade está relacionada com a estrutura, padrão e arranjo de elementos da paisagem. A ecologia da paisagem também aborda o modo como os padrões ou a heterogeneidade da paisagem são influenciados pela distribuição, permanência e abundância de espécies. Paisagens heterogêneas correspondem a padrões complexos de paisagem, resultam de fatores relacionados com condições abióticas (*e.g.*, clima, relevo, solos), e interações de fatores bióticos (*e.g.*, competição, parasitismo e predação) (Turner & Gardner, 2015). Os padrões, causas e consequências da heterogeneidade espacial, são cada vez mais alvo de estudo, para compreender as relações entre os diferentes processos ecológicos (Wiens, 1989).

Em detecção remota, os satélites com sensores multiespectrais têm a capacidade de oferecer informações em várias escalas sobre composição e configuração paisagística (Singh, 2002; Singh *et al.*, 2010). Desde 1992, uma grande variedade de programas foi desenvolvida, para a avaliar padrões na paisagem, com métricas de paisagem. Os programas utilizam como variável de entrada, dados em formato matricial ou vetorial. O formato matricial é o mais usado, uma vez que estão disponíveis numa maior quantidade de dados espaciais e temporais (Uemaa & Oja, 2017). McGarigal & Marks (1995) desenvolveu um programa para o cálculo de métricas de paisagem, designado Fragstat.

Fragstat (McGarigal & Marks, 1995) é um programa aberto e gratuito, que se tem tornado o programa mais utilizado, dado que engloba a maioria das métricas de paisagem. As métricas de paisagem são índices quantitativos, que permitem identificar e analisar padrões na paisagem, e têm sido utilizadas em estudos relacionados com a fragmentação da paisagem, os efeitos dos incêndios florestais, a monitorização e a gestão florestal (Li & Wu, 2004). As métricas podem ser divididas em métricas de área/bordadura, de área central, de forma, de contraste, de agregação/divisão e de diversidade, em três níveis diferentes, mancha, classe de mancha e paisagem. No entanto, a seleção das métricas depende sempre de cada estudo (Uemaa & Oja, 2017).

### Objetivos

Este trabalho tem como objetivos a análise da variabilidade espacial de povoamentos florestais com imagens de satélite no Alto Alentejo, e, para isso, foram traçados os seguintes objetivos específicos:

- ✓ A produção de um mapa de uso/ocupação florestal para a área de estudo;
- ✓ Avaliação da composição e configuração das manchas florestais e não florestais, com métricas de paisagem;
- ✓ Compreensão dos padrões da paisagem e relacioná-los com os processos ecológicos;
- ✓ Comparação das métricas de paisagem entre sub-regiões do Alto Alentejo, em função das características edafo-climáticas.

## 2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO

### 2.1 Detecção Remota

A deteção remota é a ciência que através de técnicas e operações, consegue obter informações da superfície terrestre à distância, sem que haja contacto direto com o objeto. Os objetos que são observados na superfície terrestre recebem energia solar e parte reemitem-na para o espaço. Esta radiação é registada pelos sensores em várias partes do espetro eletromagnético. A energia solar transferida entre o objeto e o sensor, é definida como radiação eletromagnética (Voute, 1982; Fonseca & Fernandes, 2004).

Nos últimos anos, a tecnologia utilizada em deteção remota tem passado por constantes evoluções, de forma a satisfazer as diferentes necessidades de utilização. Os sensores de deteção remota, têm capacidade de fornecer imagens de toda a superfície da Terra, para monitorização, análise e avaliação do meio ambiente, alterações climáticas, recursos naturais, ocupação do solo e efeitos das atividades humanas (Gudmann *et al.*, 2020; Thenkabail, 2016). A sua monitorização e a análise destes fatores são fundamentais para que se possa avaliar as suas mudanças mais ou menos abruptas ao longo do espaço e do tempo (Fonseca & Fernandes, 2004).

#### 2.1.1 Radiação e espectro eletromagnético

A radiação eletromagnética (REM) é a energia transmitida perpendicularmente entre o campo elétrico (E) e o campo magnético (M). Estes dois campos formam o campo eletromagnético (C) (Figura 1). A energia entre dois objetos é transmitida à velocidade da luz sob a forma de ondas, e é caracterizada por ter um comprimento de onda ( $\lambda$ ) e uma frequência ( $\nu$ ) (Silva *et al.*, 2016).

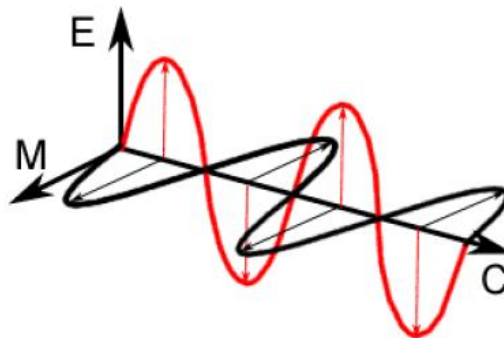


Figura 1 - Campo eletromagnético e radiação eletromagnética (Adaptado de Voute, 1982)



Conforme ilustra a Figura 2, entende-se o comprimento de onda como a distância entre dois pontos sucessivos ( $\lambda$ ), expresso em metros ou em unidades mais pequenas como nanómetros ( $10^{-9}$ ) ou micrómetros ( $10^{-6}$ ), sendo a frequência ( $\nu$ ) o número de ciclos de onda num determinado período, expresso em hertz (Hz) (Voute, 1982).

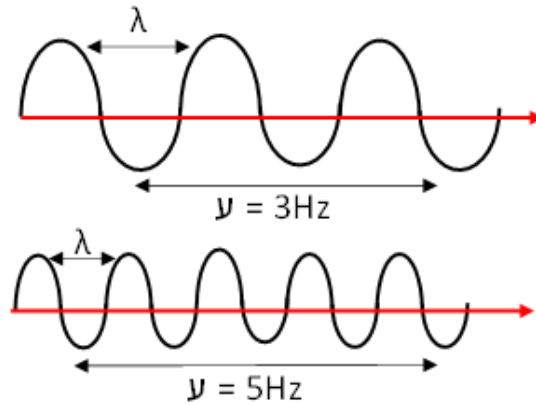


Figura 2 - Frequência e Comprimento de onda (Adaptado de Voute, 1982)

A velocidade de propagação da energia ( $C$ , m/s), o comprimento de onda ( $\lambda$ , m) e a sua frequência ( $\nu$ , Hz) estão relacionados entre si; quanto maior for o comprimento de onda menor é a sua frequência, e relacionam-se através da Eq.1 (Voute, 1982):

$$C = \nu \times \lambda \tag{Eq.1}$$

O espectro eletromagnético é entendido como a distribuição da intensidade de radiação consoante o comprimento de onda ou a frequência (Figura 3, Voute, 1982).

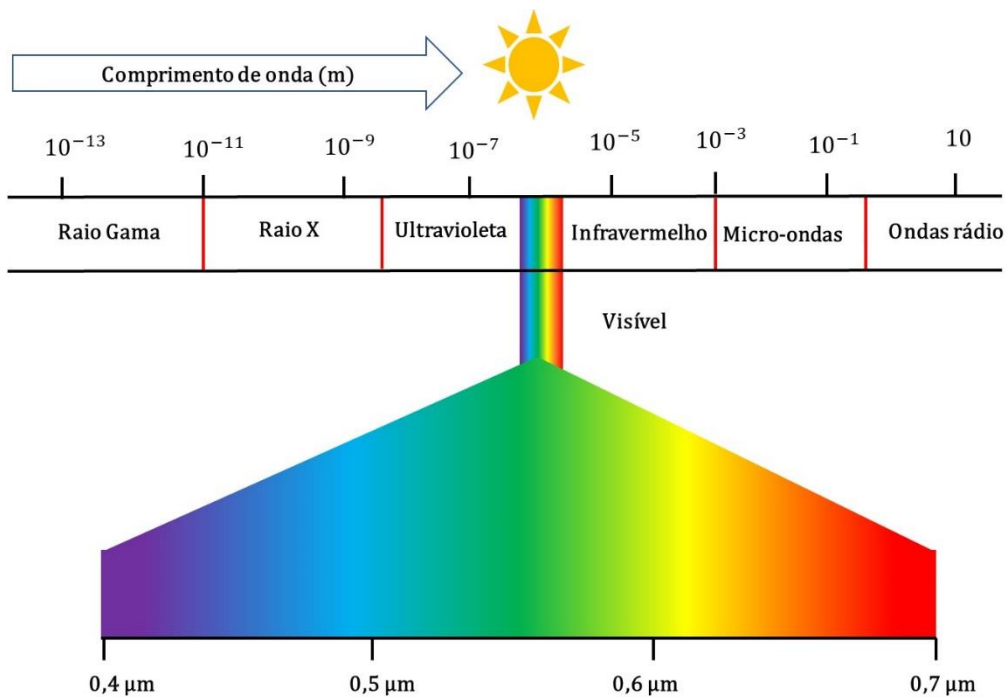


Figura 3 - Espectro eletromagnético (Adaptado de Voute, 1982)

A radiação solar é constituída por diferentes comprimentos de onda. As regiões do espectro mais usadas para distinguir diferentes objetos da superfície terrestre, são as regiões do ultravioleta, do visível e do infravermelho, com os respetivos intervalos de comprimentos de onda 0,30-0,38  $\mu\text{m}$ , 0,40-0,70 $\mu\text{m}$  e 0,70-3,0 $\mu\text{m}$  (Sousa & Marques da Silva, 2017). No espectro eletromagnético, destaca-se a região do visível e a do infravermelho. A região do visível é aquela que os nossos olhos conseguem detetar, a restante radiação só é possível ser detetada e analisada através de sensores remotos. Dentro da região do visível o comprimento de onda menor é de 0,4  $\mu\text{m}$  e o maior é de 0,7  $\mu\text{m}$ , correspondendo às cores violeta e vermelha, respetivamente (McHaffie *et al.*, 2018). A região dos infravermelhos é usada para discriminar diferentes tipos de vegetação, assim como obter informação relativa ao seu vigor (Nunes, 2017; Sousa & Marques da Silva, 2017).

O comportamento espectral dos objetos que estão à superfície terrestre, corresponde aos valores da energia refletida em função do comprimento de onda, e cada objeto tem um comportamento espectral único (Brown *et al.*, 2005; McHaffie *et al.*, 2018). Na figura 4 ilustra-se a assinatura espectral do solo, água e vegetação.

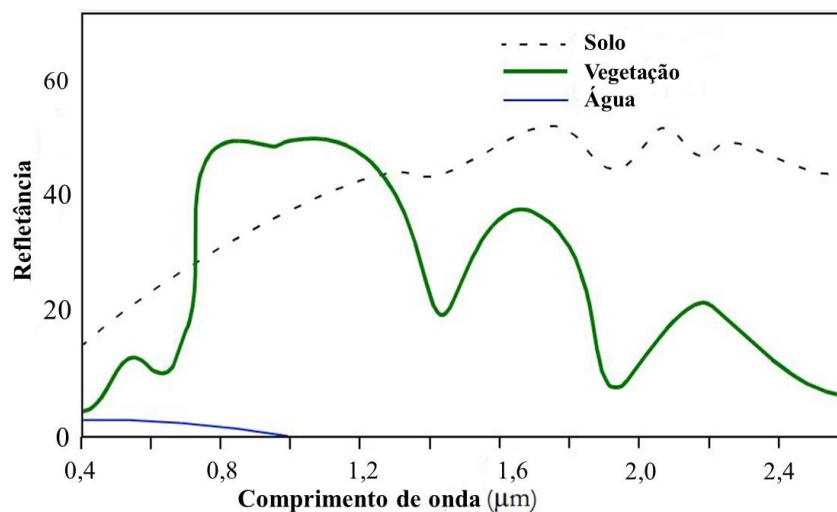


Figura 4 - Assinatura espectral do solo, vegetação e água (Adaptado de McHaffie, 2018)

### *Assinatura espectral da vegetação*

A assinatura espectral da vegetação não depende apenas da espécie. Para analisar o comportamento espectral de um tipo ou mais de vegetação é necessário ter em conta a altura do ano, a área geográfica, a quantidade de água, a sua forma, a composição e o seu vigor (Silva *et al.*, 2016). Todos estes fatores influenciam a quantidade de radiação refletida pela vegetação, por isso para uma mesma espécie, podemos ter assinaturas espectrais diferentes. Por exemplo, na assinatura espectral de vegetação saudável, isto é vigorosa, com elevada presença de clorofila, a radiação no vermelho é absorvida por ser utilizada no processo da fotossíntese, enquanto que na região do infravermelho próximo a radiação é refletida devido à presença de clorofila e à interação com a estrutura interna da folha (Solymosi *et al.*, 2019).

### *Assinatura espectral do solo*

Os solos apresentam um aumento de energia refletida, à medida que aumentam os comprimentos de onda. Na região do visível, os solos refletem pouco devido à mineralogia, ao teor de matéria orgânica, à humidade e à rugosidade dos solos. A refletividade diminui à medida que o teor de matéria orgânica e a humidade aumentam. A região do infravermelho médio, permite verificar o grau de humidade do solo, com valores de refletância baixos quando a humidade é elevada, e altos em solos secos. A presença de vegetação nos solos, dificulta a análise do comportamento espectral dos solos (Sousa & Marques da Silva, 2017; Voute, 1982).

### *Assinatura espectral da água*

Na região do visível, a água tem maior refletância nos comprimentos de onda referente ao azul e ao verde, o que lhe atribui uma cor mais azulada ou mais esverdeada. Para a região do vermelho e infravermelho a água absorve grande parte da radiação, atribuindo-lhe um tom mais escuro. Contudo, os sedimentos em suspensão influenciam sempre a tonalidade da água (Sousa & Marques da Silva, 2017).

## **2.1.2 Satélites e sensores**

Atualmente, existe uma grande variedade de sensores disponíveis, desde sensores de elevada resolução espacial, como os dos satélites WorldView-3, Pléiades, GeoEye e Ikonos, de média resolução, como os dos satélites Sentinel e Landsat, e de baixa resolução como o Spot vegetation, AVHRR/NOAA e MODIS (ESA, 2020; USA, 2010). As

diferentes características dos sensores (Tabela 1), nomeadamente as suas características espaciais, espectrais e temporais, faz com que estes sensores sejam utilizados para diferentes objetivos.

Tabela 1 - Características dos sensores (Fonte: ENGESAT, 2020)

Sensores	Resoluções		
	Espacial	Espectral	Temporal
<b>Worldview-3</b>	2m/0,30m	8 Bandas	3 dias
<b>Pléiades</b>	2m/0,50m	4 Bandas	1 dia
<b>Geo-Eye</b>	1,65m/0,41m	4 Bandas	3 dias
<b>SPOT 6/7</b>	1,5m/6m	4 Bandas	1 dia
<b>Ikonos</b>	4m /1m	4 Bandas	3 dias
<b>Sentinel-2</b>	10m/20m/60m	13 Bandas	5 dias
<b>Landsat 8</b>	30m-100m/15m	10 Bandas	16 dias
<b>NOAA/AVHRR</b>	1100m	5 Bandas	1 dia
<b>MODIS</b>	250m/500/1000m	36 Bandas	2 dias

### Órbitas dos satélites

Os satélites possuem uma órbita elíptica em torno da terra, determinando a localização, o tempo e a frequência com que os satélites recolhem informação da observação da superfície terrestre. O conhecimento sobre a localização da órbita dos satélites possibilita a construção de uma imagem bidimensional georreferenciada, através das observações do sensor (Silva *et al.*, 2016). Para atender às necessidades de cada missão dos satélites, são programadas órbitas diferentes para os sensores, diminuindo os erros de observação (Camps-Valls *et al.*, 2011). Existem dois grandes grupos de órbitas de satélites, os geoestacionários e os polares.

Satélites geoestacionários têm uma altitude de 35.800km em relação à superfície terrestre, e como estes satélites viajam à mesma velocidade que a rotação da terra, considera-se que são fixos no plano equatorial. Com uma altitude considerada elevada, este tipo de satélites é capaz de obter observações em qualquer altura, o que permite a monitorização de dia/noite. Exemplos destes satélites são sensores de medição de radiação, meteorológicos e de telecomunicação (Camps-Valls *et al.*, 2011; Fonseca & Fernandes, 2004).

Satélites polares têm uma trajetória circular de baixa altitude e que se aproxima dos pólos, permitindo obter observações da superfície terrestre quase na sua totalidade. Se a inclinação e altura da órbita forem combinadas, é possível estabelecer uma órbita orientada segundo sol e, por isso, serem classificados como satélites hélio-sincronizados. Estes satélites percorrem o planeta em faixas, e permitem obter observações de forma

contínua, cruzando a linha do equador todos os dias no mesmo horário (Camps-Valls *et al.*, 2011; Fonseca & Fernandes, 2004).

### ***Características dos sensores***

Os sensores remotos são importantes ferramentas de deteção remota, localizados em plataformas a bordo de satélites e em bases estáveis no solo ou na atmosfera. Adquirem e registam informação que pode ser apresentada sob a forma de imagem, ou sob a forma gráfica (McHaffie *et al.*, 2018).

Existem dois tipos de sensores, os passivos também designados óticos, visto que registam a radiação no visível e infravermelho, e necessitam de uma fonte de energia; e os ativos aqueles que tem fonte própria de energia (Micro-ondas). A grande vantagem dos sensores ativos, é que não dependem das condições atmosféricas e conseguem fazer as observações a qualquer hora (Silva *et al.*, 2016).

### ***Conceitos de resolução***

A resolução pode ser definida como a capacidade que os sensores têm de identificar proximidade espacial e similaridade espectral (Sowmya *et al.*, 2017). Nos sensores localizados em satélites, é importante considerar as suas características, nomeadamente os tipos de resolução:

*Resolução espacial* – refere-se à capacidade que um sensor tem de distinguir os objetos, portanto o tamanho do pixel, ou seja, corresponde à menor área observada na superfície terrestre registada pelo sensor. Cada pixel contém um número que representa a radiação refletida pela superfície recebida no sensor (Woodcock e Strahler, 1987). O tamanho do pixel depende da largura de varrimento do sensor, quanto mais pequena for, maior é o pormenor, ou seja, maior é a capacidade do sensor distinguir os objetos (Florenzano, 2008).

*Resolução espectral* – Refere-se ao número de bandas de um sensor, ou seja, aos intervalos de comprimento de onda, nos quais a radiação eletromagnética é registada. Distinguem-se dois tipos de sensores, sensor mono-espectral quando capta apenas uma banda e sensor multi-espectral quando capta mais de uma banda (Silva *et al.*, 2016).

*Resolução radiométrica* – Refere-se aos níveis de informação associados aos pixels, correspondente à quantificação de energia refletida pela superfície terrestre, codificada para bits (Nova et al., 2013). Por exemplo, uma resolução radiométrica de 8 bits corresponde a 256 níveis de cinzento, permite aos pixels terem valores entre 0 e 255, onde 0 é absorção total e 255 reflexão total para a área do pixel.

*Resolução temporal* – Refere-se ao tempo percorrido entre duas observações do mesmo local. Cada satélite tem um intervalo de tempo específico, entre duas observações do mesmo local (e.g., horas ou dias), que depende das suas características orbitais e da largura da faixa de varrimento (Silva et al., 2016).

### 2.1.3 Missão sentinel-2

A Comissão Europeia e a Agência Espacial Europeia (*European Space Agency - ESA*), desenvolveram em conjunto uma missão de observação da Terra, inserida dentro do programa *Copernicus*, destinada a apoiar a Monitorização Global do Meio Ambiente e Segurança (*Global Monitoring for Environment and Security - GMES*) (ESA, 2015). Em abril de 2014 foi lançado o Sentinel-1A, em abril de 2016 o Sentinel-1B, em 2015 e 2017 o Sentinel-2A e o Sentinel-2B, respetivamente. Atualmente, já foram lançados o Sentinel-3, para observação marinha, o Sentinel-4 e o Sentinel-5 para monitorização da qualidade do ar (ESA, 2012, 2015, 2016a, 2018).

O Sentinel-2 é um satélite de alta resolução espacial com um sistema multiespectral (Multi-Spectral Instrument System – MSI). O objetivo é obter informações que permitam a monitorização e gestão da superfície terrestre, dar continuidade às missões SPOT e Landsat e, por último, fornecer produtos como mapas de uso/ocupação do solo e das suas alterações (Spoto *et al.*, 2012).

Os dois satélites Sentinel-2 (A e B) operam em conjunto, a uma órbita de 786km de altitude e conseguem capturar uma faixa com a largura de 290km. Cada um dos sensores consegue obter imagens de toda a superfície terrestre com periodicidade de 10 dias, divergindo cada um 5 dias. O Sentinel-2 é utilizado na monitorização de zonas costeiras, agricultura e floresta, catástrofes naturais e ocupação do solo. Este satélite possui 13 bandas multiespectrais (Tabela 2), com resolução espacial a variar entre os 10-60m (ESA, 2015).

Tabela 2 - Características do Sentinel-2 (Fonte: ESA, 2020)

Bandas	Descrição	Resolução espacial (m)	Comprimento de onda central (nm)
B1	Aerossóis ( <i>Aerosols</i> )	60	443
B2	Azul ( <i>Blue</i> )	10	490
B3	Verde ( <i>Green</i> )	10	560
B4	Vermelho ( <i>Red</i> )	10	665
B5	Limiar do vermelho 1 ( <i>Red Edge 1</i> )	20	705
B6	Limiar do vermelho 2 ( <i>Red Edge 2</i> )	20	749
B7	Limiar do vermelho 3 ( <i>Red Edge 3</i> )	20	783
B8	Infravermelho próximo ( <i>NIR</i> )	10	842
B8A	Limiar do vermelho 4 ( <i>Red Edge 4</i> )	20	865
B9	Vapor de água ( <i>Water vapour</i> )	60	940
B10	Infravermelho médio ( <i>Cirrus</i> )	60	1375
B11	Infravermelho médio ( <i>SWIR 1</i> )	20	1610
B12	Infravermelho médio ( <i>SWIR 2</i> )	20	2190

## 2.2 Análise de Imagens de Satélite

A análise e o tratamento das imagens de satélite permitem associar uma assinatura espectral de um objeto ou de um conjunto de pixels a uma determinada classe de uso/ocupação, e tem como objetivo a produção de mapas de uso/ocupação do solo. Pode dividir-se a produção de um mapa em três etapas: i) Pré-processamento; ii) Transformações da imagem; iii) Classificação da imagem.

### i) *Pré-processamento*

As imagens de satélite são obtidas através de uma plataforma, e posteriormente pré-processadas, antes de ser aplicado qualquer tipo de processamento de imagem. Uma das limitações do uso de dados dos sensores são as variações do sensor, a presença de efeitos atmosféricos e efeitos de sombra devido à topografia da área representada na imagem (Fureder, 2010). As técnicas aplicadas no pré-processamento das imagens, têm como objetivo corrigir estas variações dos sensores, bem como os efeitos atmosféricos e de sombra, permitindo melhorar a interpretação dos dados. Alguns exemplos destas técnicas são as correções atmosféricas, geométricas e radiométricas, o recorte da imagem e a construção de um mosaico (Mustapha *et al.*, 2012).

### *ii) Transformações de imagem*

Os índices de vegetação e índices de textura são duas transformações de imagem que se podem aplicar nos dados originais do satélite. Índices de vegetação são formulações matemáticas que incluem duas ou mais bandas, principalmente nas regiões do espectro do vermelho e do infravermelho, gerando-se uma nova imagem (Nunes, 2017). Os diferentes tipos de vegetação podem apresentar assinaturas espectrais bastante semelhantes em todas as bandas originais. Estes índices permitem realçar características espectrais nas bandas originais, como o contraste entre solo e vegetação, atenuar os efeitos de iluminação e sombra inerentes ao relevo (Fonseca & Fernandes, 2004; Marcussi *et al.*, 2010).

Por outro lado, os índices de textura, mostram a distribuição espacial das variações dos níveis de cinzento, com base na avaliação da relação de pixels vizinhos (Caballero *et al.*, 2020). A Matriz de Coocorrência de níveis de cinzento (*Gray Level Co-occurrence Matrix* - GLCM) é a relação entre pixels, o pixel de referência e os pixels vizinhos em todas as direções. A matriz é uma tabulação de diferentes combinações de valores de intensidade dos pixels ou níveis de cinzento de uma imagem. Todos os pixels de uma imagem, se tornam pixels de referência (Gadkari, 2004). Os índices de textura contribuem para o processo de classificação por serem uma fonte independente de dados, ou seja, utilizam dados radiométricos (Caballero *et al.*, 2020; Gadkari, 2004).

### *iii) Classificação da imagem*

Um dos principais objetivos das imagens de satélite são a obtenção de mapas de uso/ocupação do solo. São uma ferramenta complementar aos mapas topográficos, inventários florestais ou agrícolas ou planos de ordenamento do território (Abburu e Babu Golla, 2015). Os mapas de uso/ocupação do solo são utilizados para compreender os impactos causados por fatores bióticos e abióticos, e monitorizar as alterações do uso/ocupação do solo ao longo do espaço e do tempo (Camps-Valls *et al.*, 2011). Os mapas de uso/ocupação de solo podem ser obtidos através da classificação de imagens, permitindo conjugar diferentes bases de dados de vários períodos de tempo, de diferentes resoluções espaciais ou de diferentes sensores. A classificação de imagens de satélite é o processo de agrupar pixels baseados na sua semelhança espectral, que representam classes de uso/ocupação do solo. Existem dois tipos de classificação, a supervisionada e a não supervisionada (Sowmya *et al.*, 2017).



No método de classificação supervisionada é necessário ter conhecimento da área que se pretende estudar através da análise visual no campo ou por via de uma interpretação visual da própria imagem (Sowmya *et al.*, 2017). A classificação supervisionada é constituída por quatro fases: a) definição das classes de uso/ocupação do solo b) marcação de áreas de treino; c) análise das assinaturas espectrais; d) aplicação do algoritmo de classificação.

Na primeira fase, definem-se as classes de uso/ocupação do solo que se pretendem identificar na área de estudo. Na segunda fase efetua-se a marcação das áreas de treino. As áreas de treino podem ser um conjunto de pixels (classificação pixel a pixel), identificados pelo utilizador ou objetos resultantes do processo de segmentação (classificação orientada ao objeto). No método “pixel a pixel”, com base nas semelhanças espectrais, cada pixel vai ser associado a uma classe de uso/ocupação do solo definida. No segundo método, de classificação “orientado ao objeto”, primeiro é feita a segmentação dos objetos. Neste processo os pixels são agregados considerando as semelhanças espectrais, a textura, a cor ou a forma, dividindo a imagem em objetos (Asokan *et al.*, 2020).

Na terceira fase, é realizada a análise das assinaturas espectrais, que permite avaliar a sobreposição dos pixels que são selecionados nas áreas de treino. A quarta fase é a aplicação do algoritmo de classificação (*e.g.* máxima verossimilhança, distância mínima, *random forest*, suporte máquinas de vetores). O algoritmo selecionado utiliza as assinaturas espectrais construídas com base nas áreas de treino (pixel ou objeto), para classificar toda a imagem, pelas classes de uso/ocupação de solo inicialmente definidas (Camps-Valls *et al.*, 2011).

A classificação pelo método não supervisionado é um processo que através de um algoritmo de classificação (*e.g.*, ISODATA, k-means), agrupa os pixels com base nos picos do histograma dos intervalos espectrais e em medidas estatísticas das características espectrais, como a média, desvio padrão ou covariância. Posteriormente, a cada conjunto de pixels gerado pelo algoritmo é atribuída uma classe de uso/ocupação do solo (Chitradevi & Srimanthi, 2014). Porém, a precisão deste tipo de classificação em comparação à supervisionada é bastante menor, principalmente em paisagens heterogéneas, uma vez que algumas classes de uso/ocupação do solo podem ter assinaturas espectrais semelhantes, não permitindo a distinção entre algumas classes (Thenkabail, 2016).

Em ambos os métodos, a última fase é avaliação de resultados. Para avaliar os resultados, utilizam-se métodos estatísticos, nomeadamente a estatística kappa e a precisão global, de forma a avaliar o grau de concordância da classificação com a realidade (Asokan *et al.*, 2020).

### 3. MÉTRICAS DE DIVERSIDADE

#### 3.1 Características da paisagem

A ecologia da paisagem, estuda a relação entre os padrões espaciais da paisagem e os processos ecológicos ao longo do espaço e do tempo (McGarigal & Marks, 1995). Nas últimas décadas, muitos estudos de paisagem têm sido desenvolvidos devido à necessidade de compreender e avaliar as mudanças que ocorrem em toda a superfície terrestre (Cushman & McGarigal, 2008; Garmendia *et al.*, 2013; Kelly *et al.*, 2011; Li & Wu, 2004; Li *et al.*, 2005; McGarigal *et al.*, 2009; Uuemaa & Oja, 2017). A ecologia da paisagem surgiu pela necessidade de compreender as relações entre os padrões da paisagem e os processos ecológicos; a influência que uma perturbação pode ter num ecossistema; e a escala espacial e temporal a que estes processos ou perturbações ocorrem na paisagem (Uuemaa & Oja, 2017). As paisagens resultam das condições abióticas (*e.g.*, clima, relevo, solos), e interações de fatores bióticos (*e.g.*, competição, parasitismo e predação) (Turner & Gardner, 2015). De acordo com Farina (2000) a paisagem não é apenas uma área geográfica é também o contexto físico e funcional em que ocorrem os processos ecológicos em diferentes escalas espaciais e temporais. Existem muitas definições de paisagem, mas todas a definem como sendo uma área heterogénea contendo um ou mais usos/ocupação do solo, tendo em conta o seu arranjo espacial (R. T. T. Forman & Godron, 1986). O arranjo espacial num determinado ecossistema ou num conjunto de ecossistemas forma o padrão espacial da paisagem. As interações que ocorrem entre os ecossistemas são o processo que origina determinado padrão na paisagem (R. T. T. Forman & Godron, 1986; Turner *et al.*, 1989).

Segundo Forman & Godron (1986) a ecologia da paisagem baseia-se em três características principais, a estrutura, a função e a mudança. A estrutura corresponde às relações espaciais entre os diferentes ecossistemas; a função diz respeito aos fluxos de energia, materiais e espécies entre os ecossistemas (*e.g.*, regulação, suporte, produção); a mudança são as alterações que ocorrem na estrutura e na função ao longo do tempo. As paisagens podem ser representadas ao nível da estrutura, pelo modelo mancha-corredor-

matriz conforme o ilustrado na figura 5 (R. T. T. Forman & Godron, 1986). As manchas (fragmentos) são áreas homogêneas que diferem da sua envolvente. Estas manchas, ou fragmentos, são integradas numa paisagem (matriz), limitadas por outras manchas mais ou menos semelhantes interligadas através de corredores, que se vão alterando ao longo do espaço e do tempo por sucessão natural ou influência antropogénica (Wiens *et al.*, 1993, Fahrig, 2003).

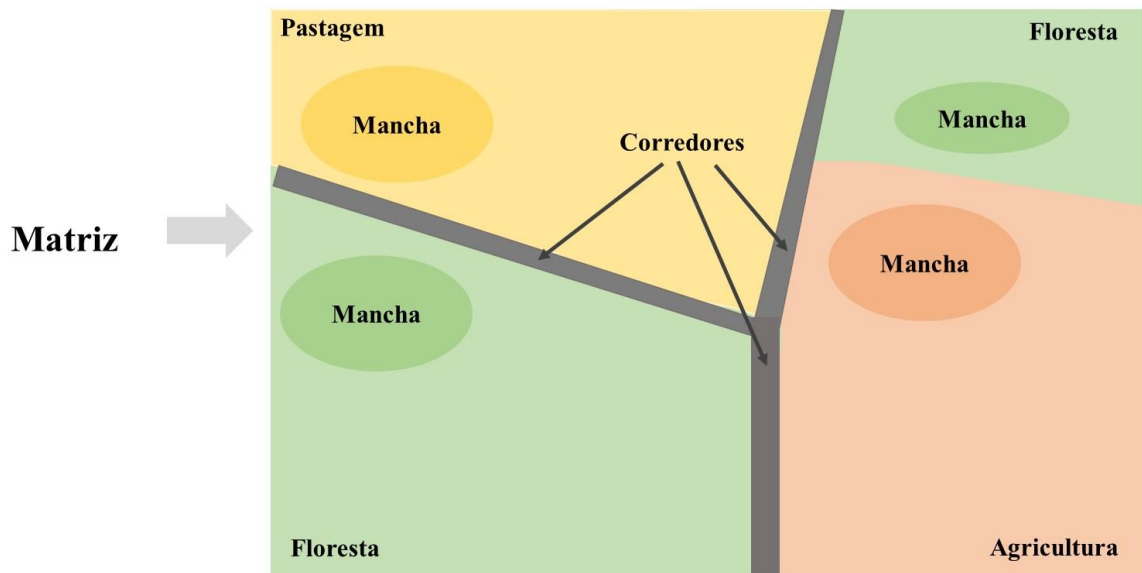


Figura 5 - Modelo Mancha-Corredor-Matriz (Adaptado de Uuemaa & Oja, 2017)

### 3.2 Métodos de análise da paisagem

A avaliação e monitorização da paisagem levou ao desenvolvimento de métricas que permitem quantificar o padrão da paisagem. As métricas de paisagem são índices quantitativos da composição e configuração da paisagem, que através de indicadores numéricos permitem a caracterização e descrição das componentes da paisagem e das suas relações (Uuemaa & Oja, 2017). As métricas de paisagem podem ser calculadas em três níveis espaciais (mancha, classe ou paisagem), e dividem-se em dois grupos, métricas de composição e métricas de configuração (McGarigal & Marks, 1995).

#### *Métricas de composição*

A composição caracteriza as características relacionadas com a variedade e abundância de tipos de manchas de uso/ocupação do solo na paisagem. As *métricas de composição* são calculadas ao nível da paisagem, considerando todas as classes de uso/ocupação presentes (McGarigal & Marks, 1995). Para avaliação da desflorestação e fragmentação da paisagem, o método mais comumente utilizado é a reclassificação da

classificação de uso/ocupação solo em duas classes, florestais e não florestais, e centrar o estudo na distribuição da floresta e na sua configuração. Garmendia *et al.*, (2013), ao estudar a gestão da qualidade de habitats perceberam que também é importante conhecer a matriz que rodeia a área florestal para a conservação da diversidade em paisagens fragmentadas, por isso devem-se discriminar mais as classes de uso e ocupação do solo, tanto florestais como não florestais.

*Métricas de diversidade* quantificam a diversidade da paisagem, pela riqueza de classes e sua uniformidade. Métricas de diversidade representam a composição da paisagem, contudo não revelam a sua importância ecológica. Por exemplo, uma paisagem pode ser composta por apenas duas espécies, que só apareçam em determinados locais, por isso se tornam raras ou exclusivas de determinada região (Mcgarigal *et al.*, 2015).

### ***Métricas de configuração***

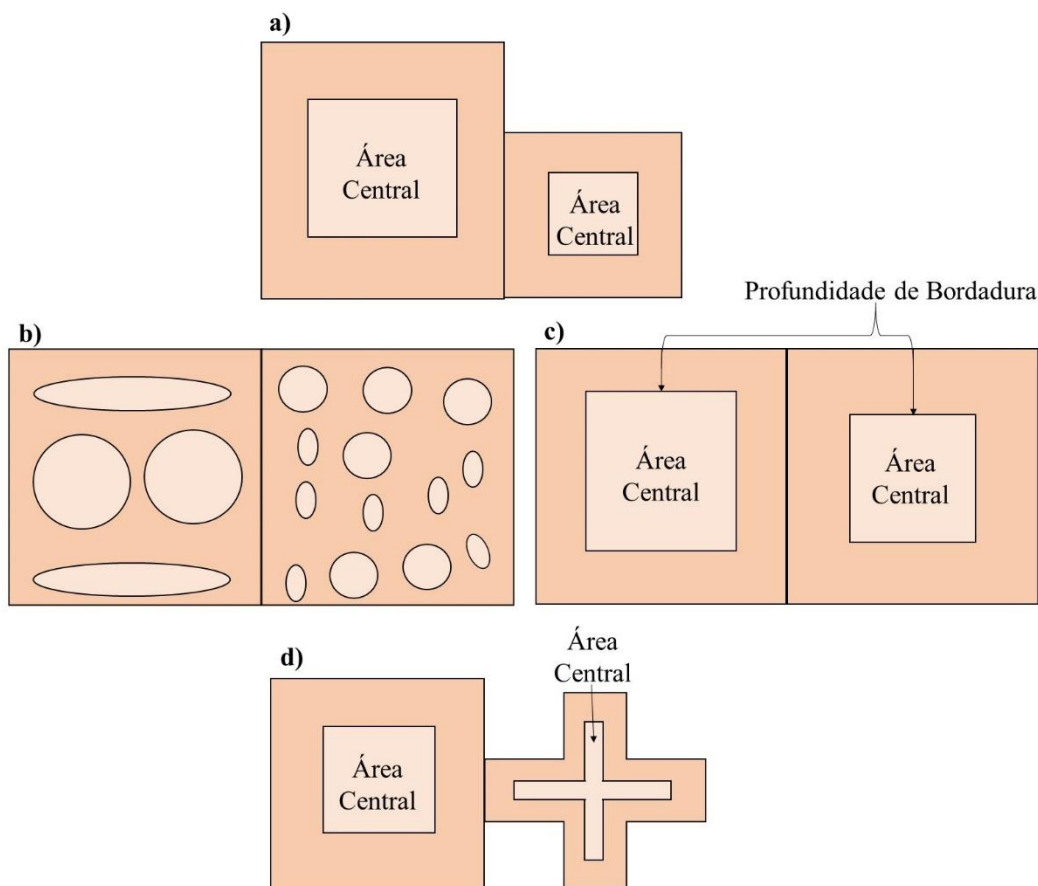
A configuração espacial das manchas pode ser caracterizada ao nível de cada mancha (*Patch*), ao nível de todas as manchas por classe de uso/ocupação (*Class*) ou ao nível da paisagem (*Landscape*) (Mcgarigal *et al.*, 2015; McGarigal & Marks, 1995; McGarigal *et al.*, 2009). *Métricas de configuração* caracterizam o arranjo espacial das manchas numa paisagem. Em estudos sobre a fragmentação da paisagem é importante compreender a área das manchas e a conectividade entre manchas da mesma classe de uso e ocupação do solo (Farina, 2000). Outros estudos relacionados com a fragmentação e a degradação de áreas florestais (Fynn & Campbell, 2019; Garmendia *et al.*, 2013; Kayiranga *et al.*, 2016; Plexida *et al.*, 2014) calcularam as métricas ao nível da mancha, para a caracterização da estrutura da paisagem. A matriz que envolve as áreas florestais influencia a estrutura da floresta e, conseqüentemente, a biodiversidade. As métricas de configuração dividem-se em 5 grupos; área/bordadura, área central, forma, contraste e agregação/divisão (Mcgarigal *et al.*, 2015).

*Métricas de área/bordadura* relacionam-se com o tamanho das manchas e a quantidade de bordadura. Métricas de área servem de base a muitas outras métricas de mancha, classe ou paisagem. Ao nível ecológico, a área relaciona-se com a riqueza e a abundância de espécies. Por outro lado, a quantidade de bordadura relaciona-se com o padrão espacial das manchas. A área e a densidade de bordadura, também pode representar a conectividade da paisagem de uma forma indireta, uma vez que representa a continuidade da paisagem (Mcgarigal *et al.*, 2015). A maior parte das espécies (fauna e flora), tem necessidade de área mínima para sobreviver e algumas de habitats contíguos,

sendo chamadas espécies sensíveis à área (Mcgarigal *et al.*, 2005). A área e a bordadura de uma mancha de uso/ocupação do solo podem ter influência direta na área central de cada mancha. A diminuição da área e bordadura causa a diminuição da área central, o que poderá pôr em causa a sobrevivência de algumas espécies sensíveis à área mínima. Por outro lado, a área de cada mancha, quando analisada com o número de manchas, pode ser indicador de fragmentação de uma classe de uso/ocupação do solo. Assim, embora uma classe de uso/ocupação do solo mantenha a mesma área total, se o número de manchas dessa classe for elevado, significa que essa mesma classe de uso/ocupação do solo é fragmentada (Mcgarigal *et al.*, 2015).

*Métricas de forma* quantificam a configuração da paisagem, no que diz respeito à complexidade da forma ao nível da mancha, classe e paisagem. A forma da mancha influencia alguns processos ecológicos como os movimentos migratórios e o pastoreio de algumas espécies animais, e a colonização de plantas (Forman & Godron, 1986; Turner *et al.*, 1989; Turner & Gardner, 2015). A configuração da mancha está relacionada com o efeito de bordadura, uma vez que o efeito de bordadura molda a forma da mancha. Por outro lado, quanto maior é complexidade da forma, maior é o comprimento de bordadura, provocando também uma diminuição da área central (Mcgarigal *et al.*, 2015).

*Métricas de área central* são indicadoras da qualidade do habitat, e estão relacionadas com os efeitos de bordadura. A área central é afetada por três fatores; área total, bordadura ou forma da mancha. Assim, ainda que a área central seja suficiente para suportar uma espécie, pode não ser suficiente para a sustentar (Mcgarigal *et al.*, 2015), e, por isso, influencia a biodiversidade (De Chant *et al.*, 2010). A Figura 6 representa a forma como estes três fatores influenciam área central da mancha: a) ainda que a bordadura e forma da mancha de uso/ocupação do solo se mantenham constantes, e apenas a área total da mancha diminua, causa uma diminuição da área central; b) se numa determinada paisagem, as manchas de uso/ocupação do solo forem bastante fragmentadas, então o comprimento de bordadura aumenta e, ainda que aumente o número de áreas centrais, a sua área diminui; c) embora a forma e área total da mancha de uso/ocupação do solo se mantenham constantes, basta a profundidade de bordadura aumentar, para que haja também uma redução na área central; d) quanto mais irregular for a forma da mancha, maior o comprimento da bordadura e, embora a área total seja igual, a área central diminui (Mcgarigal *et al.*, 2015).



**Figura 6 - Influência de área total (a), da bordadura (b, c) e da forma (d) na área central**

*Métricas de contraste* representam o grau de contraste ao longo das bordaduras das várias classes de uso/ocupação do solo em relação a uma ou mais características ecológicas (Mcgarigal *et al.*, 2015). As métricas de contraste são importantes dado que também influenciam alguns processos ecológicos como os movimentos migratórios, indicando a conectividade entre manchas. Os impactos podem ser positivos ou negativos, e estas métricas também se relacionam com isolamento das manchas. Dependendo da natureza das manchas vizinhas, se uma mancha florestal estiver rodeada por manchas florestais, ainda que sejam classes florestais diferentes, pode beneficiar alguns processos ecológicos como os movimentos migratórios ou até mesmo a dispersão de sementes. Pelo contrário, se a mancha florestal tiver apenas manchas adjacentes de áreas urbanas, então poderá ser um impacto negativo. Em relação aos microclimas, bordaduras com maior contraste podem ter uma forte influência nas alterações, como por exemplo na intensidade vento e ou na qualidade da luz (McGarigal & Marks, 1995).

*Métricas de agregação/divisão* quantificam a agregação espacial das classes de manchas de uso/ocupação do solo. As métricas de agregação abarcam métricas de dispersão, interdispersão, subdivisão e isolamento, por estarem intimamente relacionadas, embora a análise de cada uma seja feita, numa perspetiva diferente (Mcgarigal *et al.*, 2015). A dispersão diz respeito à distribuição espacial de uma classe de uso/ocupação do solo, sem relação com as outras classes de uso/ocupação do solo. A interdispersão quantifica a mistura espacial das classes de uso/ocupação do solo. A dispersão pode ser confundida com a interdispersão, uma vez que os dois conceitos estão relacionados. A divisão quantifica o número de manchas que cada classe de uso/ocupação do solo pode ter numa paisagem. A divisão representa a fragmentação de um habitat, o que poderá influenciar as espécies ou as meta-populações e os processos ecológicos. Por fim, o isolamento das manchas está relacionado ao número de manchas ou a divisão de um habitat. No entanto, o isolamento também representa a distância entre manchas, quanto maior for esta distância, maior o isolamento de uma mancha (McGarigal & Marks, 1995; Turner & Gardner, 2015).

### Critérios para a seleção de métricas

Uma grande quantidade de métricas foi implementada num programa por McGarigal & Marks (1995) para caracterizar a estrutura e composição da paisagem. Cushman & McGarigal (2008), Lausch & Herzog (2002) Schindler *et al.*, (2008) usaram um conjunto de métricas para a caracterizar da estrutura da paisagem. Nos três estudos foram utilizadas a densidade da mancha e a densidade da bordadura. No entanto, não existem métricas específicas ou padronizadas para caracterizar a heterogeneidade espacial ou os padrões numa paisagem. A seleção das métricas depende de cada estudo (Couto, 2004).

Abdullah & Nakagoshi (2007) referem que o tamanho médio da mancha, a conectividade e o comprimento da bordadura são as métricas mais usadas para avaliar alterações nas paisagens florestais, comparando paisagens em períodos diferentes no tempo. No estudo realizado por Cardille *et al.* (2012), os autores identificaram áreas florestais representativas e classificaram as classes de uso/ocupação florestal por ecozonas, calculando 8 métricas de paisagem (proporção de paisagem de cada classe, proporção de área florestal, número de manchas, tamanho médio da mancha florestal, desvio padrão do tamanho da mancha, comprimento da bordadura da floresta, densidade da bordadura da floresta, e a conectividade de floresta-floresta e floresta / não-floresta).

No entanto, não seria necessário calcular a densidade de bordadura e o comprimento da bordadura, porque ambas métricas são redundantes (Cushman & McGarigal, 2008). Outros estudos sobre a qualidade de habitat (Fahrig, 2003; Rex et al., 2018) revelam que as características da bordadura podem afetar espécies sensíveis a mudanças bruscas das condições bióticas e abióticas da área de bordadura. Porém, estas condições para outras espécies podem ser benéficas e aumentar a sua densidade, podendo tornar-se um elemento de perturbação para a estrutura da comunidade. A área e a densidade de bordadura, também podem representar a conectividade da paisagem de uma forma indireta, uma vez que representam a continuidade da paisagem (Mcgarigal *et al.*, 2015).

Em estudos relacionados com a fragmentação da paisagem (Fynn & Campbell, 2019; Mcgarigal *et al.*, 2005) importa sobretudo quantificar a área florestal na área de estudo e o modo como está distribuída. Numa qualquer área de estudo, ainda que exista maior área florestal do que área não florestal, se for muito dividida em manchas muito pequenas e dispersas, então estaremos perante uma paisagem bastante fragmentada. As métricas de composição permitem analisar e compreender problemas relacionados com a desflorestação. Quando o foco dos estudos é sobretudo a fragmentação da floresta devem ser analisadas em conjunto com as métricas de configuração da paisagem. Por isso, quando se analisa a desflorestação deve ser quantificada a composição e a configuração, uma vez que a fragmentação dos habitats é uma consequência da desflorestação (Uemaa & Oja, 2017).

Todas as métricas de mancha podem ser resumidas em métricas ao nível da classe de mancha ou ao nível da paisagem, usando estatísticas descritivas como a mediana, média, média ponderada da área, amplitude, desvio padrão e coeficiente de variação (Mcgarigal *et al.*, 2015). As estatísticas descritivas são utilizadas nas métricas áreas da mancha ou na forma da mancha, para caracterização da estrutura da paisagem. Em estudos de avaliação de habitats, as manchas maiores geralmente têm uma maior influência, e a média ponderada por área é mais adequada. A distribuição dos valores das métricas muitas vezes não tem uma distribuição normal e, por isso, o valor médio fornece uma avaliação enviesada da paisagem (Mcgarigal *et al.*, 2015; Uemaa & Oja, 2017).



### 3.3 Aplicações de métricas de paisagem

Existem muitos processos ecológicos que ocorrem ao mesmo tempo. Estes processos moldam a paisagem e influenciam outros aspetos como a biodiversidade, a cadeia alimentar, o ciclo de nutrientes. Para além disso, fatores bióticos e abióticos influenciam a configuração e composição da paisagem. A biodiversidade caracteriza-se por ser complexa e dinâmica, como a diversidade genética, de comunidades, de ecossistemas e de paisagens (Turner *et al.*, 1989; Turner & Gardner, 2015). Podem ser considerados três níveis de diversidade, nomeadamente a diversidade alfa ( $\alpha$ ) que diz respeito à riqueza de espécies num determinado habitat; a diversidade beta ( $\beta$ ), que se refere às mudanças na composição das espécies/comunidades ao longo de um gradiente ambiental, indica as mudanças que possam ocorrer na composição das espécies no espaço e no tempo; e a diversidade gama ( $\gamma$ ), ou seja, o número total de espécies em todos os habitats (De Souza Nogueira *et al.*, 2008).

A fragmentação, a perda e a degradação do habitat, são alguns dos mais graves problemas ambientais que ameaçam a biodiversidade. A fragmentação de paisagem diz respeito à divisão ou separação de habitats no espaço. É um dos principais responsáveis pela perda de habitat e, por isso, perda de biodiversidade. Os fragmentos da paisagem são caracterizados por serem áreas pequenas, mal conectadas com a paisagem envolvente. O tamanho de cada fragmento da paisagem influencia diretamente a dimensão da população de cada espécie; quanto mais pequena é a área de cada fragmento, maior é a probabilidade de extinção de uma espécie (Cushman & McGarigal, 2008; Fahrig, 2003). A perda e a fragmentação de habitat caracterizam-se pela redução e/ou subdivisão do habitat ao longo do tempo, alterando a estrutura e função da paisagem. Estas mudanças que ocorrem na paisagem refletem-se em diferentes padrões, a diferentes velocidades ou escalas temporais. A conectividade da paisagem, influencia os processos ecológicos que ocorrem entre manchas ou entre fragmentos da paisagem, e mais uma vez influencia a resiliência das espécies (Fahrig, 2003; Mcgarigal *et al.*, 2005).

Em ecossistemas europeus, fatores antropogénicos tiveram uma forte influência na paisagem, que acabou por ter um impacto positivo na biodiversidade local. Exemplo disso são as paisagens mediterrâneas, que embora sejam paisagens com forte influência antropogénica, acabaram naturalmente por criar áreas com características ecológicas especiais, acabando por se tornarem áreas com elevado valor de biodiversidade (Almeida *et al.*, 2016; Ferraz-de-Oliveira *et al.*, 2016; Kelly *et al.*, 2011; Plexida *et al.*, 2014). Ainda

assim, a estrutura da paisagem envolvente está sempre a sofrer alterações devido aos constantes desenvolvimentos de áreas urbanas, agrícolas e florestais (Rocchini *et al.*, 2006), tornando-se um fator que poderá ter impactos positivos ou negativos na biodiversidade.

A utilização de métricas em estudos relacionados com padrões permite avaliar e monitorizar as condições das paisagens, contribuindo para a identificação das mudanças que ocorrem na paisagem, e assim conseguir criar modelos de gestão em função das necessidades e estabelecer comparações da paisagem. Por exemplo, Sano *et al.* (2009) referiram que o tamanho da área central das manchas na área de estudo indicou que as áreas da maioria das classes florestais eram muito pequenas para suportar o corte salteado, portanto era necessário melhorar o plano de gestão florestal. Hayes & Robeson (2011), usaram métricas para determinar a relação entre a fragmentação florestal e incêndios florestais. Os autores referem que o principal fator de ocorrência de incêndios é a fragmentação, e que a intensidade dos incêndios está relacionada com a estrutura da paisagem.

Por outro lado, se também existirem dados sobre a qualidade dos habitats, a interpretação e análise, permite desenvolver medidas visando a manutenção da biodiversidade (Uuemaa & Oja, 2017). No que diz respeito à fragmentação da paisagem na perspetiva de conservação, o número de estudos é reduzido (Uuemaa *et al.*, 2013). Muitos estudos (Corona *et al.*, 2011; Garmendia *et al.*, 2013; Kintz *et al.*, 2006) focaram-se na influência da fragmentação da paisagem, na diversidade e na abundância de espécies animais. No entanto, McGarigal & Marks (1995) e Turner & Gardner (2015) referem que o uso de mapas na representação das métricas, não revela a importância ecológica das manchas.

### **3.4 Base de dados e programas disponíveis**

A escala e a unidade de área modificável podem levar a erros no processo de análise dos dados. O problema da unidade de área modificável, é o modo como a agregação espacial dos dados influencia os resultados. Para minimizar esse efeito a escolha adequada da escala e o método de agregação dos dados são fundamentais (Turner & Gardner, 2015; Uuemaa & Oja, 2017). A escala é a relação entre a área real e a sua representação num mapa, contendo também uma dimensão espacial e temporal de um objeto ou processo. A escala dos padrões espaciais também influencia as relações entre os processos ecológicos e as métricas de paisagem que são selecionadas para avaliar os

padrões da paisagem (Turner, 1990). Segundo Wu *et al.* (2002) a maioria das métricas de paisagem depende da escala, e a escala dos dados e a escala da análise devem idênticas para o cálculo e interpretação dessas métricas. A escala espacial corresponde à resolução espacial, ou seja, a capacidade de distinguir objetos (grão) e a resolução mínima que se obtém (*pixels*) (Turner & Gardner, 2015).

Mudanças na escala da imagem podem influenciar as métricas da paisagem pelas alterações na resolução, na extensão e na resolução e extensão. Saura & Martínez-Millán (2001) referem que os valores das métricas variavam devido às mudanças de extensão, e que essa mudança dependia do padrão da paisagem. Kelly *et al.* (2011) afirmaram que em algumas paisagens as métricas eram mais sensíveis ao nível da classe de uso/ocupação do solo, principalmente em áreas apenas florestais. O tamanho do grão também é um fator que determina a resolução da classificação, ou seja, objetos pequenos podem não ser identificados se o tamanho do grão for muito grande (Lausch & Herzog, 2002). A resolução temática também pode ser afetada pela extensão, uma vez que uma extensão maior é mais adequada para classes menos frequentes. Alguns autores (Buyantuyev & Wu, 2007; Peng *et al.*, 2007) referem que algumas métricas de paisagem são mais sensíveis à classificação do que à resolução ou extensão, o mesmo acontece entre as métricas ao nível da classe e paisagem.

Desde 1992, uma grande variedade de programas foi desenvolvida, para a avaliar padrões na paisagem, calculando métricas de paisagem (Tabela 3). McGarigal & Marks (1995) desenvolveu um programa para o cálculo de métricas de paisagem, o fragstat. Fragstat é um programa aberto e gratuito, e que tem sido o mais utilizado, dado que engloba a maioria das métricas de paisagem. Os programas utilizam, diferentes tipos de dados, em formato matricial (*raster*) ou vetorial (*vector*).

Os dados vetoriais (Figura 7a) caracterizam os objetos como pontos, linhas ou polígonos, e permitem a introdução de mais atributos do que o formato matricial. Os dados vetoriais são frequentemente obtidos de cartografia topográfica ou vectorização de mapas antigos. Os dados matriciais (Figura 7b), são os mais utilizados, dado que a maioria dos programas trabalha com este formato de dados (Tabela 3) e estão disponíveis uma maior quantidade de métricas e bases de dados de diferentes períodos de tempo (fotografias aéreas e imagens de satélite). Os dois formatos de dados representam as linhas de maneira diferente, por isso as métricas de bordadura são afetadas pela escolha do formato. Os comprimentos das bordaduras, serão enviesados para cima em dados

matriciais, uma vez que a bordadura segue a dimensão dos pixels (Cushman & McGarigal, 2008).

Tabela 3 - Programas disponíveis para o cálculo de métricas de diversidade (Adaptado: Uuemaa & Oja, 2017)

Programas	Ano	Tipo de dados
r.le, e.li, r.patch, r.diversity	1992	Matricial
FRAGSTATS	1993	Matricial
HARVEST	1996	Matricial
SaTScan	1997	Vetorial
Patch Analysis	1999	Matricial /Vetorial
Qrule	1999	Matricial
SIMMAP	2000	Matricial
SELES	2001	Matricial
Dinamica EGO	2002	Matricial
V-LATE	2003	Vetorial
LANDIS PRO	2005	Matricial
Conefor	2007	Matricial
Guidos	2007	Matricial
STAMP	2007	Vetorial
SDMTools	2009	Matricial
LecoS	2012	Matricial
PolyFrag	2013	Vetorial

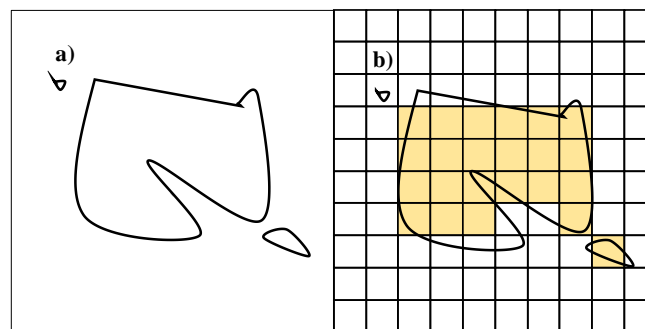


Figura 7 - Tipos de formato de entrada: Vetorial (a); Matricial (b) (Adaptado: Uuemaa & Oja, 2017)

### 3.5 Caracterização Espécies Florestais

No Alto Alentejo as características edafo-climáticas e topográficas influenciam a distribuição das espécies, nomeadamente da azinheira, sobreiro, eucalipto, pinheiro manso e pinheiro bravo. A influência das condições edafo-climáticas da área de estudo (Alto Alentejo) foi avaliada a partir de um conjunto de cartas disponíveis no Atlas do Ambiente. A carta ecológica representa zonas com características climáticas distintas (*e.g.*, temperatura, precipitação, vento, luminosidade) como ilustra a Figura 8, ou por características climáticas e topográficas (*e.g.*, altimetria, relevo) como ilustra a figura 9.

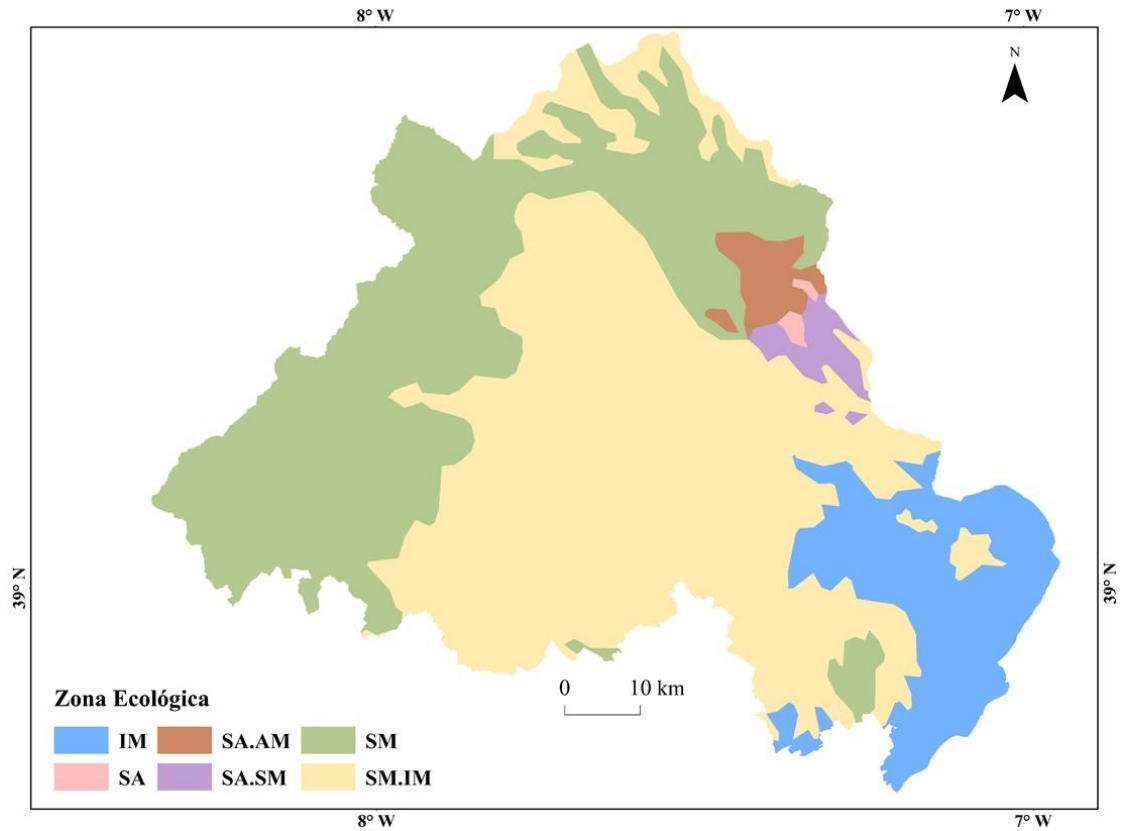


Figura 8 - Carta ecológica, zonas ecológicas (onde IM é Ibero-mediterrânica; SA é Sub-atlântica; AM é Atlante mediterrânica; SM é Sub-mediterrânica;) (AA, 2018)

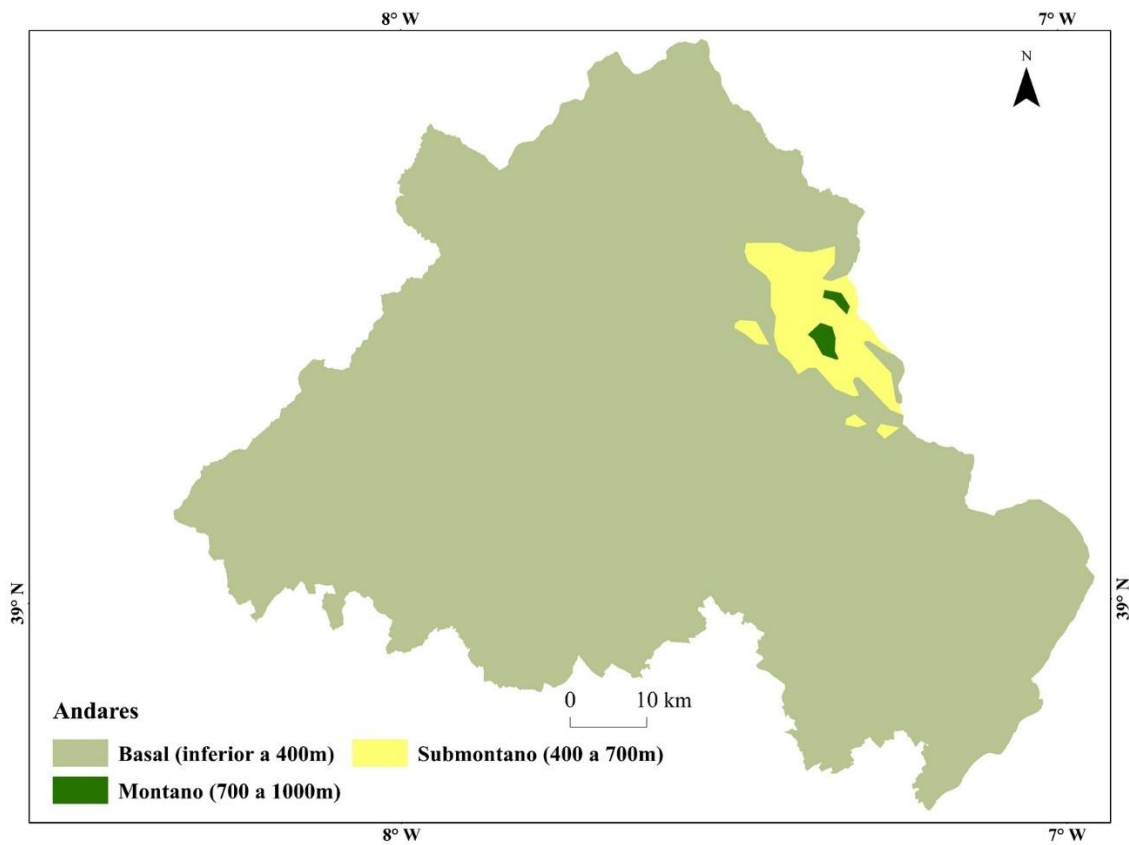


Figura 9 - Carta ecológica, andares (AA, 2018)

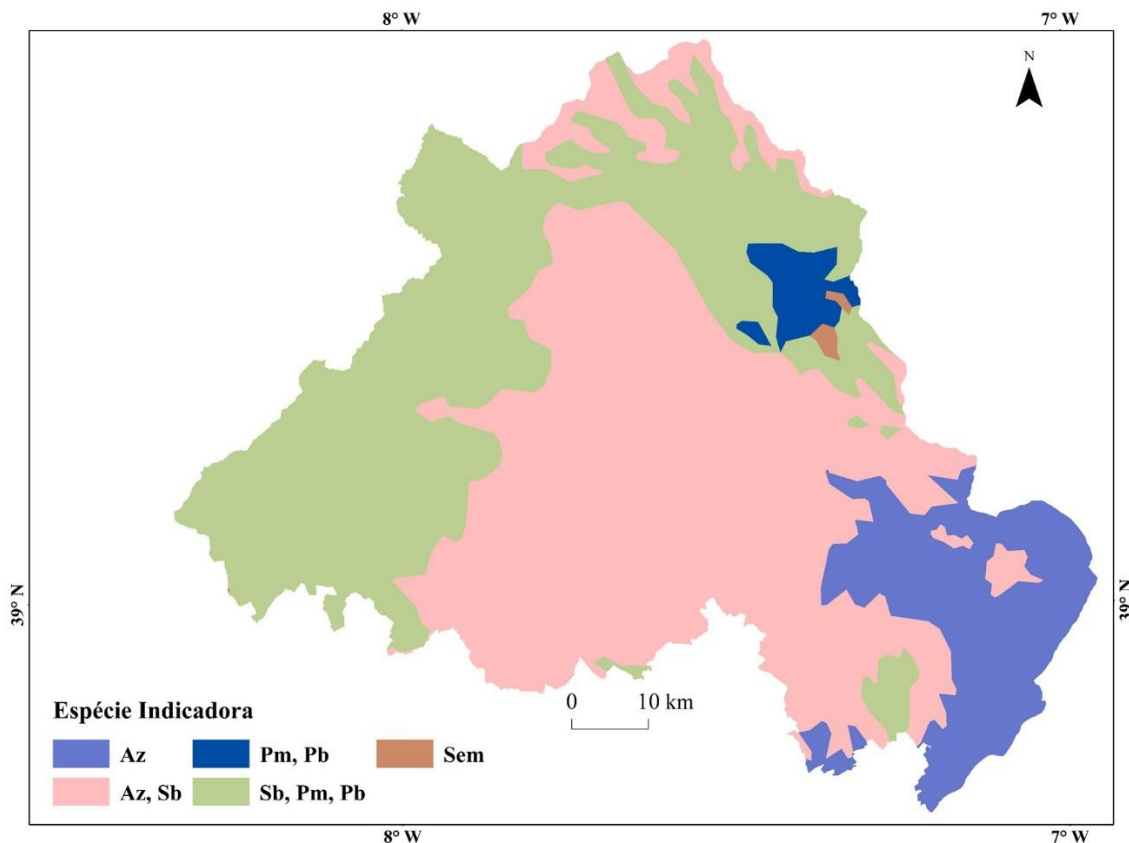


Figura 10 - Espécies indicadoras (onde, Az é Azinheira; Sb é Sobreiro; Pm é Pinheiro manso; Pb é Pinheiro bravo) (AA, 2018)

De entre os fatores de distribuição espacial, os climáticos, poderão ser os mais limitantes. A carta ecológica contém para cada zona ecológica as espécies indicadoras (Figura 10). A azinheira é espécie indicadora na zona Sub-mediterrânica (SM), Sub-mediterrânica vs Ibero-mediterrânica (SMxIM) e Ibéro-mediterrânea (IM). O sobreiro é espécie indicadora da zona Sub-mediterrânica (SM) e Sub-mediterrânica vs Ibero-mediterrânica (SMxIM) (AA, 2018). O eucalipto é indicador da zona Sub-mediterrânica (SM) e Sub-mediterrânica vs Ibero-mediterrânica (SMxIM) (Ferreira *et al.*, 2001). O pinheiro manso é indicador da zona Sub-mediterrânica vs Ibero-mediterrânica (SMxIM), Sub-mediterrânica (SM) e Sub-atlântica (SA). O Pinheiro-bravo é indicador da zona Sub-mediterrânica (SM) e Sub-atlântica (SA) (AA, 2018).

Os solos predominantes da área de estudo são os cambissolos, litossolos, luvisolos, podzóis e vertissolos (Figura 11).

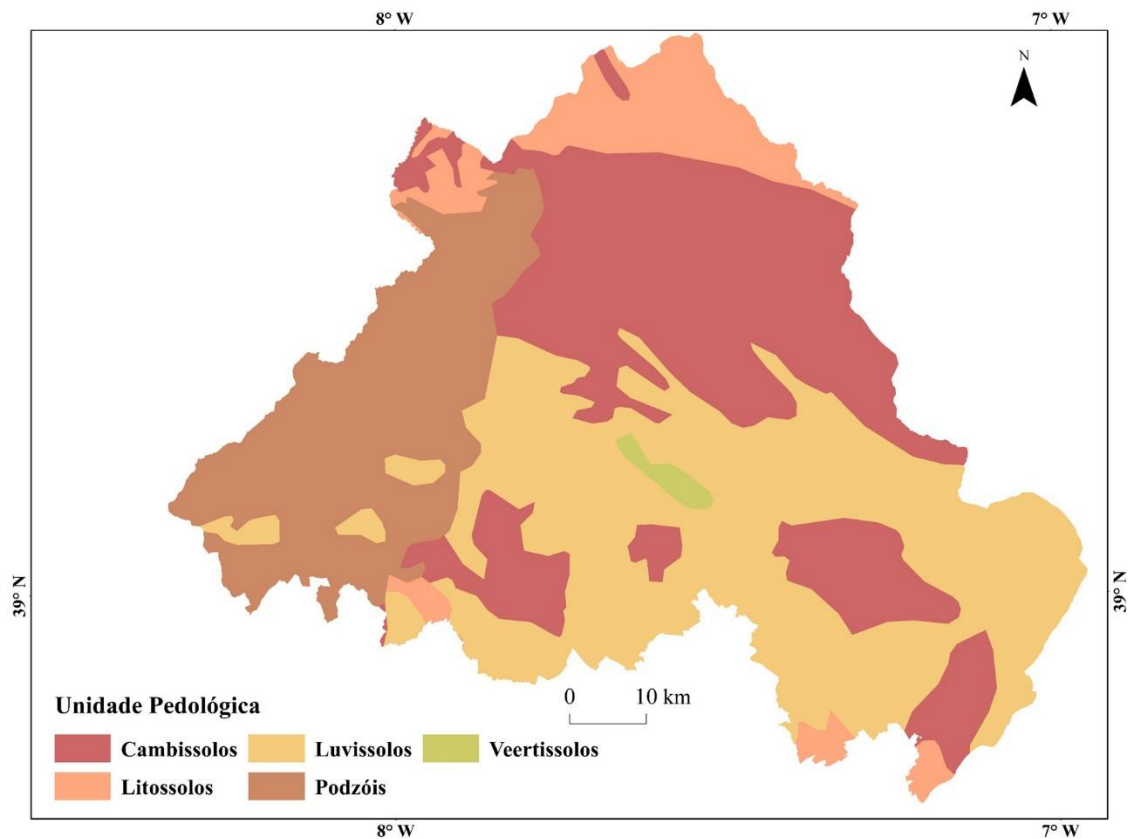


Figura 11 - Carta de solos (AA, 2018)

*Cambissolos* são solos minerais que apresentam textura média ou fina e ausência de grande desenvolvimento pedogénico. São solos com pouca profundidade, elevado teor de minerais primários (minerais de rocha), presença de rocha na base do solo e solo incipiente. Em alguns casos, a presença de maiores quantidades de minerais, permite uma maior reserva de nutrientes importante para as espécies florestais (DGADR, 2020; PPS, 2020).

*Luvisolos* são solos minerais não hidromórficos, com presença de horizonte sub-superficial diagnóstico textural ou de argila. Estes solos são pouco profundos, mal drenados, devido ao contraste de textura. Grande parte dos solos desta classe possui mudança textural abrupta, são moderadamente ácidos a ligeiramente alcalinos, com teores de alumínio extraível baixos em diferentes quantidades (DGADR, 2020; PPS, 2020).

*Litossolos* são solos incipientes derivados de rochas consolidadas, de espessura efectiva muito reduzida, inferior a 10 cm. Estes solos são pouco profundos e com pouca fertilidade, têm baixo teor de matéria orgânica. Este tipo de solos encontra-se normalmente associado a áreas sujeitas a erosão, em zonas mais declivosas (DGADR, 2020; Ferreira *et al.*, 2001).

*Podzóis* geralmente derivam de areias ricas em quartzo e arenito ou detritos sedimentares de rochas magmáticas, encontrado sob uma camada de matéria orgânica. Este tipo de solo tem baixo nível de humidade, é muito bem drenado e tem um pH baixo. É pobre em nutrientes, fósforo e alumínio (DGADR, 2020; Ferreira *et al.*, 2001).

*Vertissolos* são solos constituídos por material mineral, com horizonte vértico, com pouca profundidade. Solos de desenvolvimento restrito devido a fenómenos de expansão e contração, associados à alta atividade das argilas, que confere grande capacidade de movimentação do material do solo (DGADR, 2020; PPS, 2020).

A azinheira (*Quercus ilex* L.) está bem-adaptada a todo o tipo de solos, suporta solos húmidos e com textura de argilosa. Desenvolve-se bem em solos dos grupos dos vermelhos mediterrânicos, onde consegue ter boas produções de fruto, e solos calcários. A espécie é sensível à compactação e a solos com má drenagem (Ferreira *et al.*, 2001).

O sobreiro (*Quercus Suber* L.) está bem-adaptado a todo o tipo de solos com preferência dos graníticos, porfíricos, feldspáticos e xistosos. Embora sejam solos pobres em material solúvel ou materiais finos, o sobreiro consegue adaptar-se bem solos graníticos e arenosos dada a sua permeabilidade. Adapta-se ainda em solos pobres em matéria orgânica e minerais, com pouca capacidade de retenção de água ou ácidos com horizonte A pouco profundo. Em relação aos solos, é uma espécie pouco exigente, não suportando solos excessivamente argilosos, com má drenagem, muito compactados, encharcados e que apresentem calcário ativo (Ferreira *et al.*, 2001; Houston Durrant *et al.*, 2016).

O eucalipto (*Eucalyptus globulus* Labill.) está bem-adaptado a solos argilosos, siliciosos, com textura arenosa, não calcários ou francamente alcalinos. Desenvolve-se bem em solos pouco férteis e ácidos, é muito sensível à má drenagem e à salinidade, por isso prefere solos que sejam húmidos e bem drenados (Cerasoli *et al.*, 2016; Ferreira *et al.*, 2001).

O pinheiro manso (*Pinus Pinea* L.) prefere solos arenosos, siliciosos, graníticos e xisto-siliciosos. Adapta-se bem em solos profundos, textura franco-arenosa e com lençol freático pouco profundo, ainda assim tem bom desenvolvimento vegetativo em solos pobres com teor de argila. É uma espécie sensível à má drenagem, à compactação e a solos com muita alcalinidade (Ferreira *et al.*, 2001).

O pinheiro-bravo (*Pinus pinaster* Aiton) apresenta grande sensibilidade à compactação e a solos hidromórficos ou com má drenagem e húmidos. Prefere solos



permeáveis de textura ligeira como os solos siliciosos ou arenosos e vegeta bem em solos pouco profundos e com baixos níveis de salinidade e calcário (Ferreira *et al.*, 2001).

Os solos predominantes são os luvisolos, os cambissolos e os podzóis (39%, 32% e 20% da área do Alto Alentejo, respetivamente). Nas áreas em que a azinheira e o sobreiro são espécies indicadoras, os solos predominantes são os cambissolos e luvisolos, e em menor área os litossolos (8% da área do Alto Alentejo). Enquanto para o pinheiro manso e pinheiro-bravo são para os cambissolos e aos podzóis.

### **Caracterização das espécies e as suas produções**

A azinheira pode ser encontrada desde Trás-os-Montes ao Algarve, com maior presença nas regiões a sul do Tejo, desde o nível do mar até aos 1500m altitude. Em relação ao clima, a azinheira é resistente às temperaturas elevadas, à secura estival e ao frio. A precipitação média anual deverá estar compreendida entre 250 a 1500mm, e deverá estar acima dos 500mm para uma boa produção de fruto. O seu principal objetivo é a produção de fruto e lenho (De Rigo & Caudullo, 2016; Ferreira *et al.*, 2001). Em Portugal a produção do fruto (bolota) é importante na alimentação do porco alentejano em montanha. É ainda uma espécie com elevado valor sob os pontos de vista ecológico e ambiental, devido à influência na biodiversidade e no combate à desertificação. O lenho de azinho foi bastante utilizado em mobiliário, revestimento de pisos, carroçaria rural, cabos de ferramentas e de cutelarias e para as lareiras domésticas (Ferreira *et al.*, 2001).

O sobreiro pode ser encontrado em todo o território português, exceto em zonas de acentuada aridez e continentalidade. As maiores manchas contínuas de montado de sobreiro encontram-se no Ribatejo, Alentejo Litoral e Central e Algarve. Em relação ao clima, é sensível às geadas, mas é resistente a temperaturas elevadas e à secura estival. Pode ser encontrada até aos 700m, desde que as amplitudes térmicas (mais de -5°C no Inverno, mais de 31°C Verão) não sejam ultrapassadas. A precipitação média anual deverá estar compreendida entre 600 e 800mm, entrando em regressão para valores inferiores a 400 mm anuais (Ferreira *et al.*, 2001; Houston Durrant *et al.*, 2016). As principais produções são a cortiça e o lenho. O lenho é utilizado construções rurais, marcenaria e equipamentos agrícolas rudimentares. A cortiça é a sua principal produção, usada como matéria-prima em diversos produtos como a produção de rolhas, artigos de pesca e apicultura, isolantes térmicos e sonoros, componentes do calçado e nos últimos anos integrou também a indústria do vestuário e acessórios (Ferreira *et al.*, 2001; Houston Durrant *et al.*, 2016).

Outras produções dos povoamentos de azinheira e sobreiro, são a pecuária, a apicultura, os produtos silvestres, a atividade cinegética e as atividades turísticas relacionadas com a Natureza. Em termos ambientais os montados de sobreiro e azinho, desempenham funções importantes na conservação do solo e na regularização dos ciclos biogeoquímicos. É também uma espécie de elevado valor devido à influência na biodiversidade e no combate à desertificação (Almeida *et al.*, 2016; Ferraz-de-Oliveira *et al.*, 2016; Ferreira *et al.*, 2001).

O eucalipto pode ser encontrado desde a região do Norte até ao Algarve e do litoral ao interior, desde o nível do mar até 400-500m de altitude. Em relação ao clima, é uma espécie tipicamente de clima temperado, pouco resistente às geadas, à secura e a baixas temperaturas. A sua principal utilização do lenho é para pasta de papel, embora também seja utilizado em carpintarias, carroçaria de carga, calçado, estruturas maciças, combustível doméstico e biomassa para produção de energia. As propriedades balsâmicas e antissépticas da folha de eucalipto, são muito utilizadas para tratamentos respiratórios. O óleo extraído da folha é utilizado na indústria farmacêutica, alimentar e cosmética. Ao nível ecológico podem servir como cortinas de abrigo, protegendo outras culturas de ventos fortes (Cerasoli *et al.*, 2016; Ferreira *et al.*, 2001).

O pinheiro manso pode ser encontrado desde a região do Norte até ao Algarve, embora com maior expressão no distrito de Setúbal, desde o nível do mar até aos 1000m de altitude. Em relação ao clima, é sensível à neve, mas suporta os ventos marítimos, períodos de seca e temperaturas elevadas (Ferreira *et al.*, 2001). A produção principal é o fruto (pinha), do qual é extraído o pinhão usado na alimentação humana (Afonso *et al.*, 2020; Gonçalves *et al.*, 2017).

O pinheiro bravo ocorre principalmente na região norte e centro, no sul pode ser encontrada em Penamacor, Idanha-a-Nova, Serra de S. Mamede e Santo Aleixo da Restauração (Moura), desde o nível do mar até aos 700m. Suporta mal os frios intensos, prefere as zonas onde se faça sentir a influência atlântica, vegetando mal nas zonas de maior continentalidade (Ferreira *et al.*, 2001).

O lenho do pinheiro manso e do pinheiro-bravo são usado em carpintaria de exterior, parquetes, pavimentos, postes, travessas, esteios, tutores, entivação mineira, carroçaria de carga e pasta de papel. Outra produção é a resina, usada como matéria-prima para componentes da indústria alimentar e farmacêutica (Ferreira *et al.*, 2001).

## 4. MATERIAIS E MÉTODOS

### 4.1 Área de Estudo

A área de estudo deste trabalho é a região NUTIII Alto Alentejo (Figura 12), inserida na Região do Alentejo (NUTII). O distrito de Portalegre ocupa todo este território, e dele fazem parte os concelhos de Alter do Chão, Arronches, Avis, Campo Maior, Castelo de Vide, Crato, Elvas, Fronteira, Gavião, Marvão, Monforte, Mora, Nisa, Ponte de Sor e Portalegre. O Alto Alentejo faz fronteira com as regiões NUTIII do Pinhal Interior Sul e Beira Interior Sul a norte, Alentejo Central a sul, Lezíria do Tejo e do Médio Tejo a oeste e Espanha a este ( Soeiro de Carvalho et al., 2008).

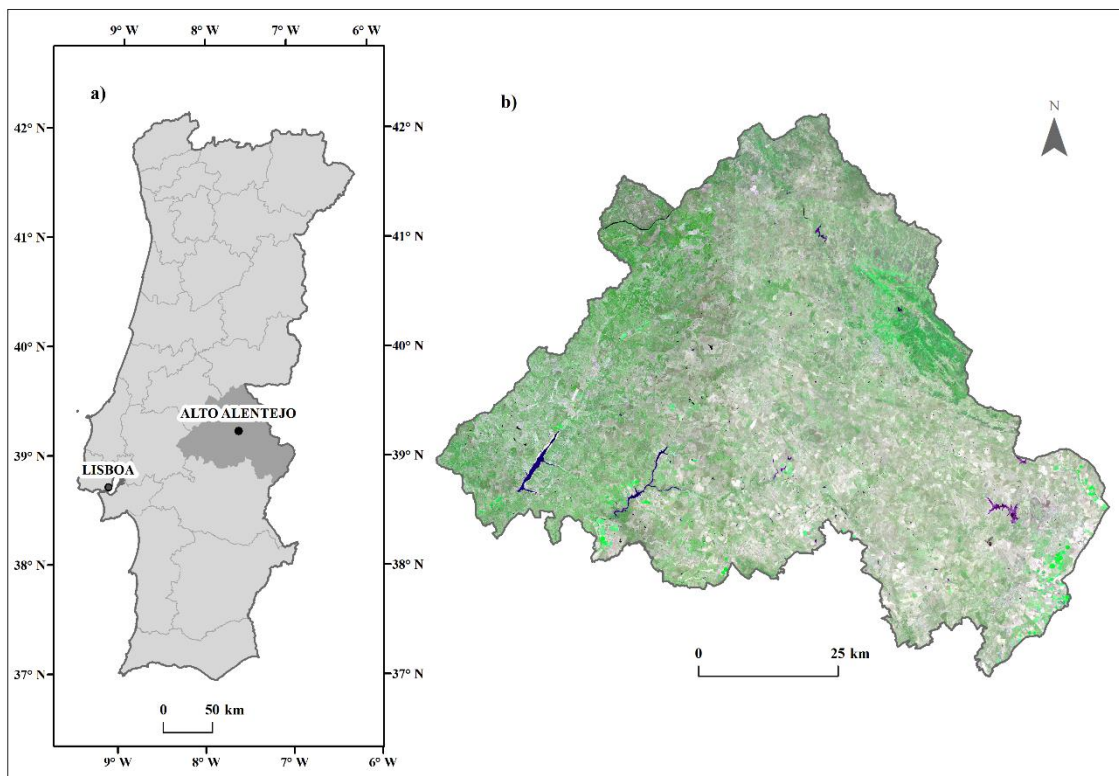


Figura 12 - Divisão Administrativa de Portugal em NUTIII (a); Alto Alentejo (b) com uma composição em falsa cor de imagem Sentinel-2 (RGB - 483)

O Alto Alentejo em termos geomorfológicos, desenvolve-se ao longo de terrenos do Maciço Hespérico, onde a norte se encontra a falha de Idanha-a-Nova e a sul a falha da Vidigueira. Os principais relevos encontrados nesta região são a Serra de São Mamede com cerca de 1027m de altitude, e a pediplanície de Vila velha de Rodão. A Serra de São Mamede é de origem tectónica e encontra-se entre Portalegre e a fronteira de Espanha. Vila Velha de Rodão é considerada um relevo de resistência, pelo prolongamento da crista

quartzítica de Portalegre. Relativamente à hidrografia da região, as principais bacias hidrográficas são a do Tejo e do Guadiana. A área de estudo caracteriza-se pelo clima mediterrâneo, com temperaturas elevadas e o tempo seco no Verão, no Inverno a precipitação é elevada e a temperatura mais fria (Abreu *et al.*, 2004).

## 4.2 Imagens de Sentinel-2

Neste estudo foram utilizadas imagens de satélite Sentinel-2, disponibilizadas pela plataforma do programa Copernicus da Comissão Europeia (CE), a Agência Espacial Europeia (ESA, 2015). Foram selecionadas as imagens no período seco (verão), de modo a haver maior contraste entre a ocupação florestal e os outros usos do solo, e em que a percentagem de nuvens fosse inferior 10%. De modo a cobrir toda área do Alto Alentejo, foram utilizadas duas imagens, e das bandas disponíveis foram utilizadas 10 (Tabela 4), uma vez que as restantes bandas são mais indicadas para estudos atmosféricos (ESA, 2015).

Tabela 4 - Características de imagens Sentinel-2 (Fonte: ESA, 2020)

Bandas	Descrição	Resolução espacial (m)	Comprimento de onda central (nm)
B2	Azul ( <i>Blue</i> )	10	490
B3	Verde ( <i>Green</i> )	10	560
B4	Vermelho ( <i>Red</i> )	10	665
B5	Limiar do vermelho 1 ( <i>Red Edge 1</i> )	20	705
B6	Limiar do vermelho 2 ( <i>Red Edge 2</i> )	20	749
B7	Limiar do vermelho 3 ( <i>Red Edge 3</i> )	20	783
B8	Infravermelho próximo ( <i>NIR</i> )	10	842
B8A	Limiar do vermelho 4 ( <i>Red Edge 4</i> )	20	865
B11	Infravermelho médio ( <i>SWIR 1</i> )	20	1610
B12	Infravermelho médio ( <i>SWIR 2</i> )	20	2190

### 4.3 Métodos

A metodologia deste estudo pode ser dividida em duas fases (Figura 13). Na primeira fase, utilizou-se a um conjunto de métodos (3.3.1), que resultaram na produção de um mapa de uso /ocupação de solo. Na segunda fase, foi analisada a diversidade da área de ocupação florestal, com base num conjunto de métricas de diversidade (3. 3.2).

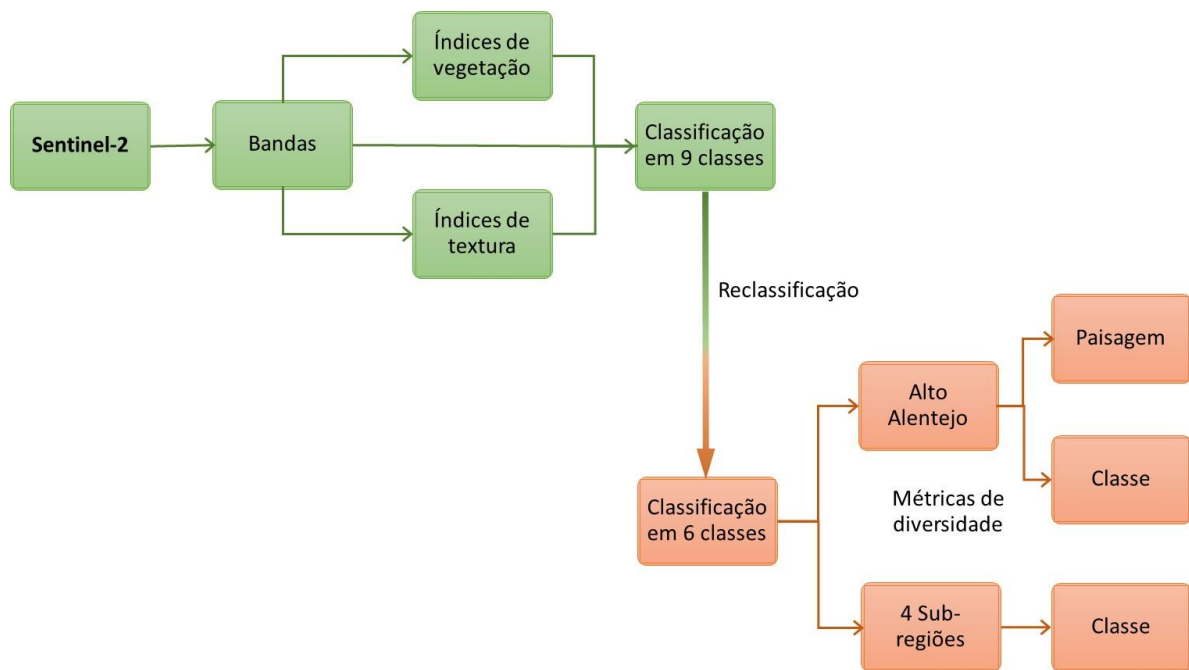


Figura 13 - Fluxograma da metodologia

### 4.3.1 Análise e Processamento de Imagens de Satélite

#### *Pré-processamento*

O pré-processamento das imagens incluiu a conversão do sistema de coordenadas, a construção de um mosaico e a reamostragem das bandas das imagens de satélite. A conversão do sistema de coordenadas, consistiu em transformar as coordenadas originais UTM 29N/WGS84, para as coordenadas ETRS\_Portugal\_1989, uma vez que é o sistema de referência em Portugal (Silva *et al.*, 2016). Considerando, que para cobrir a área do Alto Alentejo foram utilizadas duas imagens de satélite, foi necessário proceder à realização de um mosaico. Dado que as bandas não apresentavam todas a mesma resolução espacial foi necessário a reamostragem das bandas de 20m de resolução espacial (B5, B6, B7, B8A, B11 e B12) para 10m. Para a execução destas operações foi usado o programa ENVI 4.8 (ENVI, 2004).

#### *Índices de vegetação e de texturas*

Na classificação de uma imagem para a obtenção de um mapa de uso/ocupação do solo, a seleção das variáveis e o algoritmo de classificação condicionam a sua precisão. Foram selecionados 7 índices de vegetação e 3 índices de textura (Tabela 5). Os índices de vegetação selecionados foram o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index - NDVI*), o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (*Soil Adjusted Vegetation Index - SAVI*), o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado 2 (*Second Modified Soil Adjusted Vegetation Index - MSAVI 2*), o Índice de Vegetação Melhorado (*Enhanced Vegetation Index - EVI*), o Índice do Limiar do Vermelho de Diferença Normalizada 1 e 2 (*Normalized Difference Red Edge Index - NDRE*) e o Índice de Infravermelho de Diferença Normalizada (*Normalized Difference Infrared Index - NDII*). Estes índices têm a capacidade de realçar algumas características dos objetos presentes na área de estudo, tais como discriminar vegetação e não vegetação, diferentes tipos de vegetação, zonas húmidas, sensibilidade a zonas de biomassa elevada, capacidade de minimizar o efeito do solo em zonas de vegetação esparsa, ruído e influências atmosféricas (Chen *et al.*, 2019; Godinho *et al.*, 2018; Hawryło *et al.*, 2018; Macedo *et al.*, 2018; Meyer *et al.*, 2019).

Os índices de textura GLCM foram utilizados para a descrição espacial dos objetos da imagem de satélite. Selecionar as variáveis de textura é uma tarefa complexa, porque a informação espacial varia consoante a imagem e as características da paisagem. Das diferentes medidas de textura encontradas na bibliografia (Chrysafis *et al.*, 2019;

Godinho *et al.*, 2018; Khudinyan, 2019; Sarker & Nichol, 2011), as selecionadas foram a média, a variância e a correlação, por terem apresentado os melhores resultados na classificação do uso/classificação do solo. Para cada uma das 10 bandas, foram extraídas, estas 3 medidas de textura. Os índices de vegetação foram calculados no programa Arcgis4 10.7.1 (ESRI, 2019) e os de textura no programa SNAP (*Sentinel Application Platform*) 8.0.0 (ESA, 2016b).

Tabela 5 - Índices de vegetação e de texturas

	Índices	Descrição	Nº Eq.
Índices de vegetação	NDVI	$\frac{(B8 - B4)}{(B8 + B4)}$	(Eq.3)
	SAVI	$\frac{1.5 \times (B8 - B4)}{8 \times (B8 + B4 + 0.5)}$	(Eq.4)
	MSAVI 2	$0.5 \times \{2 \times (B8 + 1) - \sqrt{(2 \times B8 + 1 \times (2 \times B8 + 1) - 8 \times (B8 - B4))}\}$	(Eq.5)
	EVI	$\frac{2.5 \times (B8 - B4)}{(B8 + 6 \times B4 - (7.5 \times B2) + 1)}$	(Eq.6)
	NDRE 1	$\frac{(B8A - B5)}{(B8A + B5)}$	(Eq.7)
	NDRE 2	$\frac{(B8A - B6)}{(B8A + B6)}$	(Eq.8)
	NDII	$\frac{(B8A - B11)}{(B8A + B11)}$	(Eq.9)
Índices de texturas	GLCM Média	$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i \times P(i, j)$	(Eq.10)
	GLCM Variância	$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - u)^2 p(i, j)$	(Eq.11)
	GLCM Correlação	$\frac{\sum_i \sum_j (ij) P(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$	(Eq.12)

B8 – Infravermelho próximo; B4 – Vermelho; B2 – Azul; B8A – Limiar do vermelho 4; B5 – Limiar do vermelho 1, B6 – Limiar do vermelho 2; B11 – Infravermelho médio 1; p(i, j) é a (i,j) entrada da matriz de coocorrência de nível cinzento; Ng – número total de níveis cinzento na imagem;  $\mu_x \mu_y$  - Desvio médio em linha e coluna e  $\sigma_x \sigma_y$  - Desvio padrão em linha e coluna.

### Algoritmo de Classificação *Random Forest*

Para obtenção do mapa de uso/ocupação do solo, foi usada a classificação supervisionada associada ao método de regressão *Random forest* (RF). O processo pode dividir-se em 4 fases: i) definição das classes de uso/ocupação do solo; ii) marcação de áreas de treino representativas de cada classe definida em i; iii) utilização do algoritmo de classificação RF; iv) avaliação da precisão da classificação.

Na primeira fase definiram-se 9 classes de uso/ocupação de solo, divididas em: Classes florestais (azinheira, sobreiro, eucalipto, pinheiro manso, pinheiro bravo) e Classes não Florestais (área urbana e solos, água, agricultura, matos).

Na segunda etapa deste trabalho, foram marcadas áreas de treino representativas de cada uma das classes, com o programa ArcGis 10.7.1 (ESRI, 2019). As imagens disponíveis na plataforma Google Earth Pro (Tech *et al.*, 2019) e a Carta de Uso e Ocupação do Solo (COS) de 2018 (DGTerritório, 2019) foram utilizadas como ferramentas auxiliares na visualização e verificação das classes de uso/ocupação do solo, para a marcação das áreas de treino.

Para a classificação da imagem o algoritmo selecionado foi o *Random Forest* por ter capacidade de classificar mapas de uso/ocupação de solo com uma boa precisão, e menor tempo de processamento (Kobayashi *et al.*, 2020; Pelletier *et al.*, 2016; Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012). No algoritmo *Random Forest* (RF) definem-se dois parâmetros, o número de árvores de decisão (Ienco *et al.*, 2019), e a sua profundidade máxima (nós) (Karasiak *et al.*, 2017; Pageot *et al.*, 2020). Segundo a bibliografia (Breiman, 2001; Ienco *et al.*, 2019) 500 árvores de decisão permitem obter uma boa precisão e não aumenta o tempo de computação. Números de árvores de decisão inferiores a 500 poderão resultar em maiores erros de classificação e, por isso, reduz a precisão da classificação. Por outro lado, números acima de 500 árvores de decisão, como por exemplo 1000, não alteram significativamente a precisão, mas aumentam o tempo de computação (Breiman, 2001). A profundidade de máxima de 20 nós, segundo Breiman (2001) e Pageot *et al.* (2020), também permite uma melhor precisão, do que com menor profundidade máxima. Pelo que foi referido, neste trabalho optou-se por usar 500 árvores de decisão e 20 nós de profundidade máxima. Do conjunto de áreas de treino, uma parte foi selecionada aleatoriamente para o ajuste do modelo e outra parte para a validação. De acordo com Pageot *et al.* (2020) aproximadamente dois terços das áreas de treino são utilizadas no ajustamento do modelo, uma vez que é onde se encontra a maior variabilidade dos dados



e um terço para a validação. Assim, dois terços dos dados foram usados para o ajustamento e um terço para a validação.

No modelo de uso/ocupação do solo foram consideradas as seguintes variáveis independentes, 10 bandas (tabela 4), 7 índices de vegetação e 30 índices de textura (3 índices de texturas por cada banda) (Tabela 5), e o algoritmo de classificação *Random Forest*. Para o ajustamento do modelo foi usada a ferramenta Orfeo 7.1 do programa QGIS 3.16 (QGIS, 2021).

Para avaliar a precisão da classificação obtida, ou seja, avaliar o grau de concordância com a realidade, é necessário realizar a avaliação da precisão do modelo de classificação (Abraira & Pérez de Vargas Luque, 1999; Viera & Garrett, 2005; Yang, 2007). Foram usadas três medidas estatísticas: i) matriz de confusão; ii) precisão global; iii) estatística kappa. A matriz de confusão representa o número de pixels estimados, em relação aos pixels “observados” para cada classe. A informação em linha representa a precisão do utilizador (erros de omissão), enquanto as colunas representam a precisão do produtor (erros de comissão). Um erro de comissão sucede quando os pixels são incluídos numa classe incorreta, e um erro de omissão ocorre quando os pixels são excluídos da classe a que pertencem (Fonseca & Fernandes, 2004). A matriz de confusão permite o cálculo da precisão global e a estatística Kappa (Tabela 6).

**Tabela 6 - Medidas de avaliação da precisão**

Índice	Descrição	Nº Eq.
Precisão global	$\sum_{i=1}^k \frac{N_{ii}}{N}$	(Eq.13)
Coefficiente Kappa	$\frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \times 100$	(Eq.14)

N é o valor total de observações incluídas na matriz; r o número de linhas da matriz;  $x_{ii}$  o número de observações na linha e coluna i;  $x_{i+}$  o número total de observações na linha i;  $x_{+i}$  o número total de observações na coluna i.

No mapa resultante a unidade mínima cartográfica considerada para cada mancha de ocupação florestal foi de 1ha. Às manchas florestais inferiores à unidade mínima cartográfica, foi aplicada a regra de agregação com base nas especificações técnicas do COS de 2018 (DGTerritório, 2019).

### 4.3.2 Análise de Diversidade

O mapa de uso/ocupação do solo, serviu como base para o cálculo das métricas de paisagem. O formato de dados selecionado foi o formato matricial, por oferecer vantagens como a disponibilidade da maior quantidade de métricas neste formato (Mcgarigal *et al.*, 2015; Uuemaa & Oja, 2017). A resolução espacial do mapa de uso/ocupação do solo é de 10x10m<sup>2</sup>.

A heterogeneidade da paisagem pode ser medida caracterizando dois aspectos: a) a diversidade de classes de uso/ocupação do solo; e b) o número, tamanho e arranjo das manchas (Fahrig *et al.*, 2011). O número de manchas (heterogeneidade na configuração) limita a diversidade de classes de uso/ocupação do solo (heterogeneidade na composição). E por sua vez, a diversidade de classes de uso/ocupação do solo limita o número de manchas. O aumento da heterogeneidade na composição (florestal) representa mais habitats, e aumenta o suporte para sustentar mais espécies. O aumento da heterogeneidade na configuração promove os efeitos de bordadura, influencia a área das manchas e representa elevada conectividade entre manchas (Turner & Gardner, 2015). Existe um enorme número de métricas de paisagem ou índices de paisagem e, por isso, a escolha adequada de métricas, depende do objetivo de cada estudo (Cushman & McGarigal, 2008)

Neste estudo foram selecionadas 11 métricas (Tabela 7) para avaliar a heterogeneidade na composição e na configuração da paisagem. Para a caracterização de heterogeneidade da composição na paisagem, foram calculados os índices de uniformidade de Shannon e Simpson. Em relação à heterogeneidade na configuração das manchas, foram calculadas medidas de área média de mancha, de número e de forma média ponderada, dando indicação da fragmentação das classes de uso/ocupação do solo. Para além disso, foi usado o índice de forma médio ponderado que quantifica a complexidade das manchas de uso/ocupação juntamente com a área média e a densidade de bordadura, bem como o índice de interseção e justaposição com objetivo de caracterizar a interdispersão das manchas.

Tabela 7 - Métricas de Paisagem

Nível	Nome	Sigla	Fórmula	Amp.	Eq.
Paisagem	Área Total	TA	$A \left( \frac{1}{10000} \right)$	[0, +∞ [	13
	Índice de Uniformidade de Shannon	SHEI	$\frac{-\sum_{i=1}^m (P_i \cdot \ln P_i)}{\ln m}$	[0, 1]	14
	Índice de Uniformidade de Simpson	SIEI	$\frac{1 - \sum_{i=1}^m P_i^2}{1 - \left( \frac{1}{m} \right)}$	[0, 1]	15
Classe	Percentagem de Paisagem	PLAND	$\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} \times 100$	[0, 100]	16
	Tamanho Média da Mancha	MPS	$\frac{a}{N} \left( \frac{1}{10000} \right)$	[0, +∞ [	17
	Número de Manchas	NP	$n_i$	[0, +∞ [	18
	Índice de Maior Mancha	LPI	$\frac{\max_{j=1}^n (a_{ij})}{A} \times 100$	[0, 100]	19
	Índice de Forma Médio Ponderado	AWMSI	$\sum_{j=1}^n \left[ \left( \frac{0.25 p_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}} \right) \left( \frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^n a_{ij}} \right) \right]$	[0, +∞ [	20
	Densidade de Bordadura	ED	$\frac{\sum_{k=1}^m e_{ik}}{A} \times 10000$	[0, +∞ [	21
	Percentagem de Áreas centrais	CPLAN D	$\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}^c}{A} \times 100$	[0,100]	22
	Índice de interseção e justaposição	IJI	$\frac{-\sum_{k=1}^m \left[ \left( \frac{e_{ik}}{\sum_{k=1}^m e_{ik}} \right) \ln \left( \frac{e_{ik}}{\sum_{k=1}^m e_{ik}} \right) \right]}{\ln (m-1)} \times 100$	[0,100]	23

A - área total da paisagem (m<sup>2</sup>); a<sub>ij</sub>/P<sub>i</sub> - proporção da paisagem ocupada pela mancha da classe ij/i; N/n<sub>i</sub> - número de manchas da classe; m - número de classes; a - área total da classe; P<sub>ij</sub> - perímetro da mancha ij; e<sub>ik</sub> - comprimento total da bordadura de todas as manchas da classe ik; a<sub>ij</sub><sup>c</sup> - área central da mancha ij

O *índice uniformidade Shannon* (SHEI, adimensional) avalia a probabilidade de um pixel/célula, selecionado aleatoriamente pertencer à enésima classe (McGarigal & Marks, 1995). Este índice é indicado para classes menos frequentes, pois estas têm um contributo maior para a diversidade do que as espécies mais frequentes. O *índice de uniformidade Simpson* (SIEI, adimensional) indica a probabilidade de que quaisquer duas células (pixels) selecionadas aleatoriamente pertencerem à mesma classe. A uniformidade dos índices de diversidade tem conta outro aspeto da diversidade da paisagem; a distribuição da área por diferentes classes, que pode ser expressa em função da dominância e a uniformidade. A uniformidade representa o nível observado de diversidade dividido pela diversidade máxima possível para uma riqueza de determinada mancha (Cushman & McGarigal, 2008). A diversidade máxima é obtida quando há uma distribuição equitativa na área entre as diversas classes. Este tipo de métricas, são

importantes na medida em que expressam a composição da paisagem, embora possam não revelar o potencial ecológico, social ou económico.

A *área total da paisagem* (TA, em ha) é a extensão da paisagem (McGarigal & Marks, 1995). A *percentagem da paisagem* de cada classe (PLAND, em %) é uma medida também de área, que quantifica a percentagem que cada mancha de uso/ocupação de solo ocupa na paisagem. O *tamanho médio de mancha* por classe (AREA\_MN, em ha) é definido como o quociente entre a área total da paisagem (A, em m<sup>2</sup>) e o número total de manchas. Métricas de área são usadas para comparar a dimensão das manchas e obter informações à cerca da fragmentação das classes de uso/ocupação do solo (McGarigal *et al.*, 2005, 2015). O *índice da maior mancha* (LPI, em %) corresponde à proporção da área da paisagem ocupada pela maior mancha de cada classe. É uma medida de dominância que mostra o grau de variabilidade dentro da paisagem. Esta métrica identifica o maior fragmento de cada classe florestal na paisagem, relaciona-se com a influência da fragmentação na biodiversidade, e a influência de fatores antropogénicos nas mudanças de uso e ocupação do solo (Bogaert *et al.*, 2011). A *percentagem de área central da paisagem* (CPLAND, em %) é a percentagem que a área central de cada classe ocupa na paisagem. Esta métrica é especialmente importante para espécies de sensíveis à bordadura e que requerem uma área mínima. Métricas de área central são afetadas pela área, forma e bordadura das manchas (McGarigal *et al.*, 2005, 2015).

O *número de manchas* (NP, adimensional) é o número total de manchas de uma classe uso/ocupação do solo, e pode ser calculado ao nível da classe e da paisagem. Este índice pode ser analisado com uma métrica de área, servindo de indicador para a avaliar a fragmentação da paisagem e de dominância das classes de uso/ocupação do solo (McGarigal & Marks, 1995).

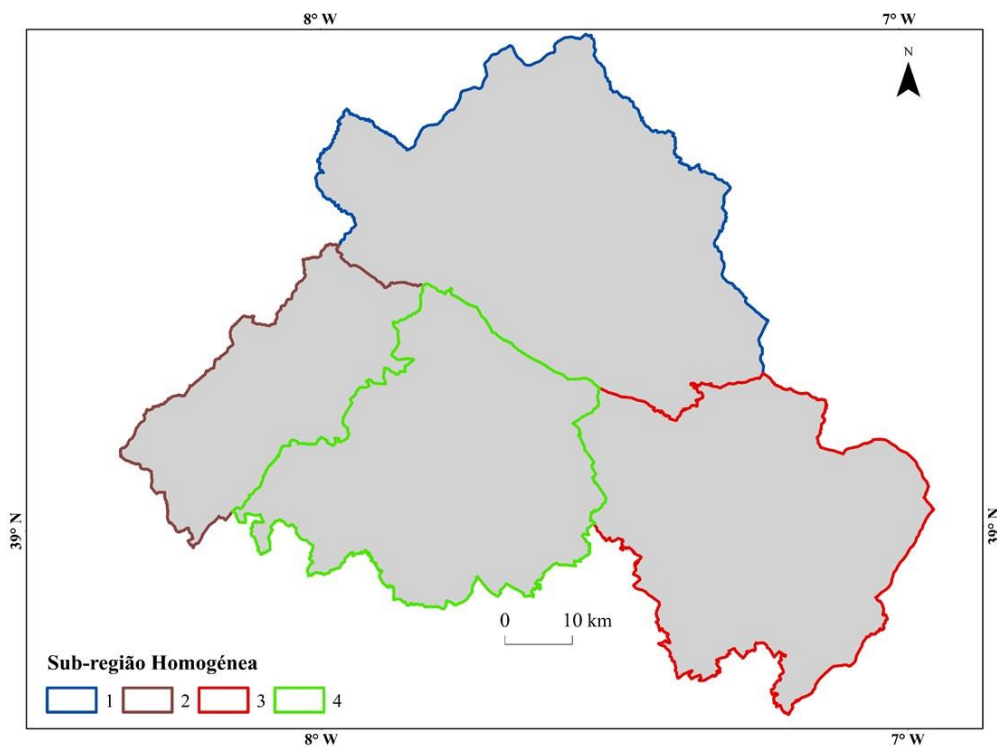
O *índice de forma média ponderada* (AWMSI, adimensional) é igual à soma do perímetro de uma classe (m), dividido pela raiz quadrada da área da mancha (m<sup>2</sup>), ajustado por uma constante para um padrão quadrado, multiplicado pela área da mancha (m<sup>2</sup>) dividido pela área total da classe. Considera-se que as manchas têm uma configuração quadrangular quando o valor do índice é igual a 0, e à medida que este aumenta, a forma da mancha torna-se mais irregular. Métricas de forma (*e.g.*, índice de forma médio, índice de forma médio ponderado) caracterizam a complexidade da forma, e podem ser influenciadas pela fragmentação por um aumento da bordadura (McGarigal & Marks, 1995).

A *densidade de bordadura* (ED, em ha) é a soma do comprimento total (m) de todos os segmentos de bordadura de cada classe dividido pela área da paisagem (McGarigal & Marks, 1995). Para a compreensão dos efeitos de bordadura em função da dimensão da mancha, densidade de bordadura e complexidade da forma foi estabelecido uma profundidade fixa de bordadura de 30 (Mcgarigal *et al.*, 2005). A bordadura fixa trata a bordadura das manchas de igual forma, assim a influencia da bordadura será igual para todas as manchas. Para estudos focados sobre a influência da bordadura das diferentes classes de uso/ocupação do solo, é importante utilizar diferentes profundidades de bordadura consoante cada classe de uso/ocupação do solo (Mcgarigal *et al.*, 2015).

O *índice de interseção e justaposição* (IJI, em %) é uma medida de dispersão, dá indicação da interdispersão entre as várias classes de uso/ocupação do solo (McGarigal & Marks, 1995). A dispersão representa distribuição espacial de uma classe de uso/ocupação do solo, e tem em conta a frequência com que cada mancha é contígua a manchas de outras classes. Algumas espécies requerem mais que um habitat para atender às suas necessidades. O índice de interseção e justaposição, não fornece uma medida de agregação das manchas de uma classe de uso/ocupação do solo, como o índice de contágio, mas avalia a interdispersão ou mistura das classes (McGarigal & Marks, 1995).

Para proceder ao cálculo das métricas é necessário definir dois parâmetros, o número de vizinhos a serem considerados e a abordagem de amostragem a utilizar. No número de vizinhos definiu-se a regra dos 4 vizinhos, o que significa que 2 células (pixels) da mesma classe que se tocam diagonalmente irão ser consideradas como duas manchas (Mcgarigal *et al.*, 2005). A abordagem selecionada para o cálculo das métricas é a estratégia padrão, isto corresponde a uma abordagem convencional, ou seja, a paisagem de entrada (isto é o mapa de uso/ocupação do solo que foi classificado anteriormente), é tratado como uma única paisagem, onde podem ser calculadas métricas ao nível da classe ou paisagem (McGarigal *et al.*, 2005, 2015).

Na área de estudo, verificaram-se diferenças ecológicas e topográficas. Por isso, para verificar a existência diferenças diversidade/heterogeneidade (Figura 14), a área de estudo foi dividida em 4 zonas com características edafo-climáticas mais uniformes, que se denominam sub-regiões. Calcularam-se os índices de paisagem para as 4 zonas. A análise das diferenças, uma vez que os dados não satisfizeram os critérios de normalidade (avaliados pelo teste de normalidade de Shapiro-wilk), foi efetuada através dos testes estatísticos não paramétricos ANOVA e post hoc de Tuckey (Afonso & Nunes, 2019), para um grau de significância de 0,05, utilizando o programa IBM SPSS Statistics 25(IBM, 2017).



**Figura 14 - Divisão da área de estudo em 4 Regiões**

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.1 Mapa de Uso/Ocupação do Solo

A Figura 15 representa o resultado da classificação do mapa de uso/ocupação do solo, obtido pelo algoritmo de classificação *Random Forest*, utilizando como variáveis independentes as bandas multiespectrais do Sentinel-2 (10), os índices de vegetação (7) e os índices de texturas (30). Depois de ajustado o modelo, as classes não florestais foram agrupadas numa única classe não florestal, uma vez que o foco deste trabalho são as classes florestais.

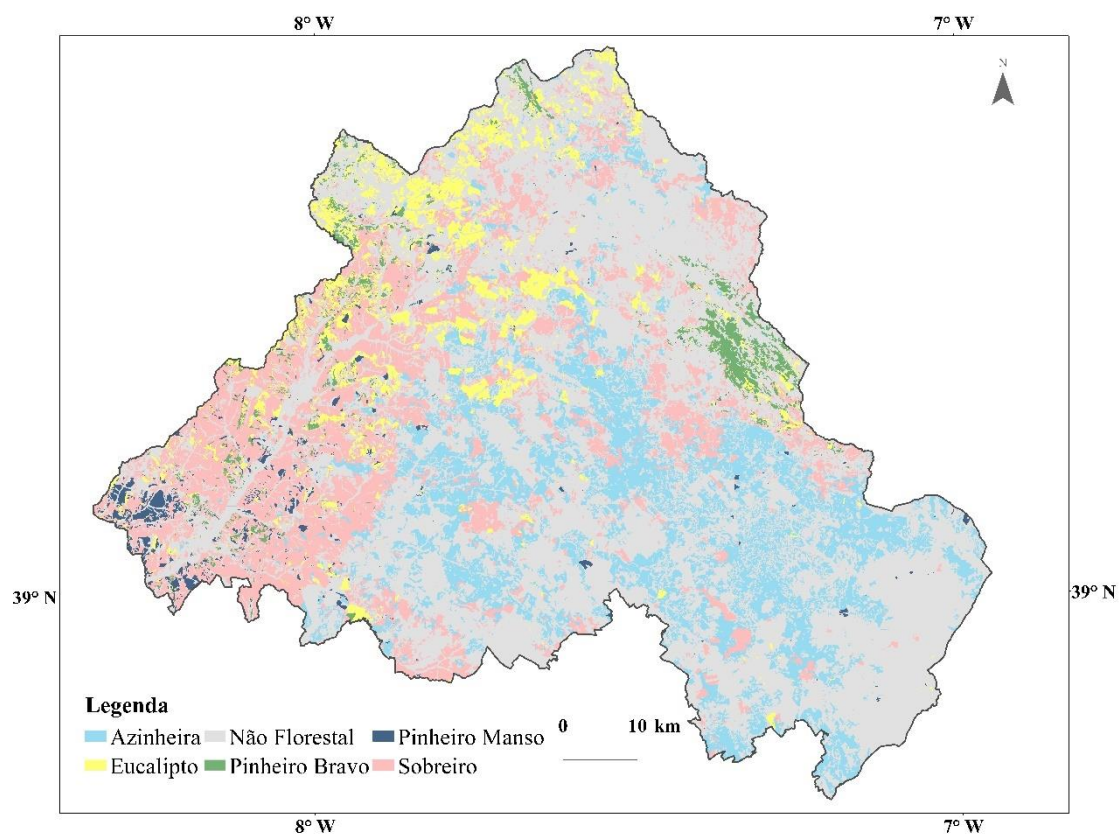


Figura 15 - Mapa classificado com as classes de uso/ocupação do solo

A partir da Figura 16 é possível analisar a separabilidade espectral de cada classe de uso/ocupação do solo. Verifica-se que algumas classes tendem a sobrepor-se nos diferentes comprimentos de onda, dado que algumas classes têm assinaturas espectrais semelhantes. No entanto, as bandas do limiar do vermelho (B6, B7, B8, B8A) e a primeira banda do infravermelho médio (B11) foram mais sensíveis para a sua separabilidade espectral, nomeadamente nos valores máximos, tal como o constatado por Chatziantoniou *et al.* (2017).

Relativamente ao sobreiro e à azinheira nas bandas do limiar do vermelho e infravermelho próximo, é o sobreiro que possui maior quantidade de energia refletida e, por isso, o intervalo espectral é maior, conseguindo-se a separabilidade espectral das duas espécies. Nas bandas do infravermelho médio, a situação inverte-se, tendo a azinheira um valor espectral mais elevado. O pinheiro manso e o pinheiro-bravo, nas bandas do visível têm o intervalo espectral bastante próximo, o que dificulta a sua distinção. Nas bandas do limiar do vermelho e infravermelho próximo, destaca-se o pinheiro-bravo com maior energia refletida, contribuindo para a distinção entre as duas espécies. Por outro lado, nas bandas do infravermelho médio é o pinheiro manso que tem o valor máximo espectral mais elevado. O eucalipto é distinguido nas bandas do visível, nomeadamente na do azul e verde, onde se pode verificar que em relação às outras 4 espécies, principalmente ao pinheiro manso e ao pinheiro-bravo, que é a espécie que apresenta o valor máximo espectral (Figura 16). Nas bandas do limiar do vermelho e infravermelho próximo, a maior ou menor energia refletida, poderá ser indicativa de maior ou menor presença de clorofila. Por outro lado, nas bandas do infravermelho médio as espécies com intervalo espectral maior, poderão indicar menor presença de água, refletindo maior quantidade de energia (Solymosi *et al.*, 2019).

Liu *et al.* (2018) compararam imagens Sentinel-2 e Landsat-8 na identificação de tipos de floresta num mapa de uso/ocupação do solo. Os mesmos autores referem que, em ambas as imagens, os valores espectrais variam pouco nas bandas do visível, e à semelhança deste trabalho, nas imagens Sentinel-2 as bandas do infravermelho são melhores na identificação de diferentes espécies florestais.



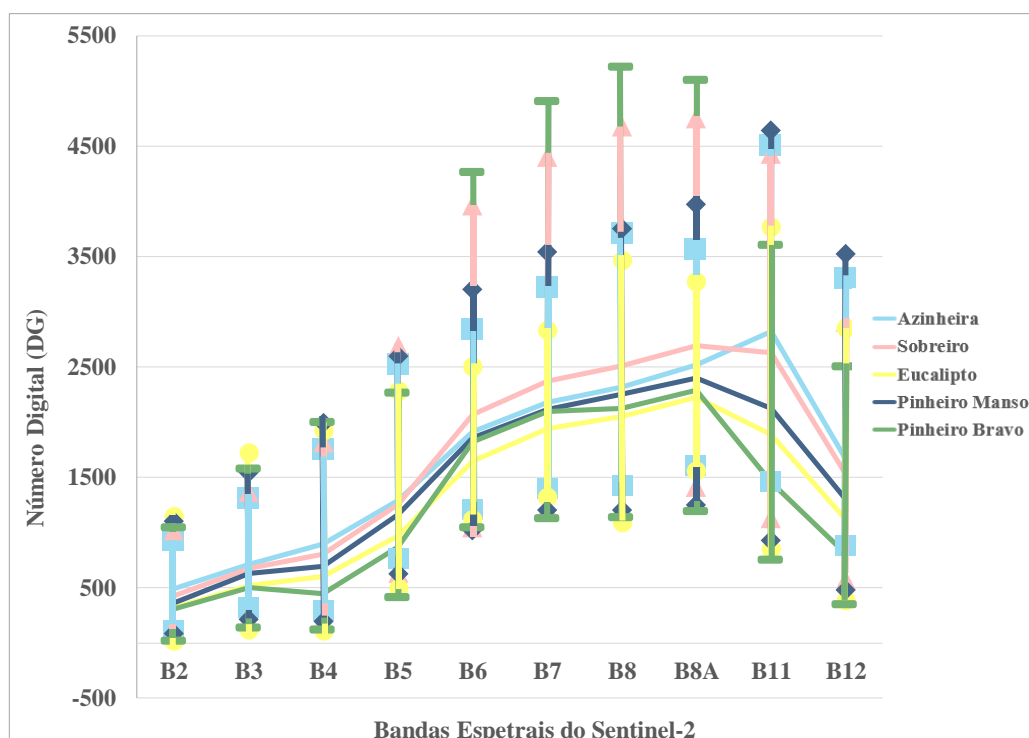


Figura 16 - Assinatura espectral das classes de uso/ocupação do solo (onde, as linhas horizontais representam a média, e as verticais a amplitude espectral, e os símbolos representa o min e o máx)

Na Tabela 8 está representada a matriz de confusão onde é possível avaliar a precisão do mapa. Através da matriz calculou-se a precisão global (PG), precisão do produtor (PP), precisão do utilizador (PU) e a estatística Kappa. Verificou-se que todas as classes apresentam resultados acima dos 80% de precisão do produtor e do utilizador, sendo a classe não florestal a que tem valores mais elevados, o que significa que houve menos sobreposição espectral. Nas classes florestais, azinheira, eucalipto e pinheiro manso observa-se mais erros de comissão, ou seja, pixels classificados incorretamente. Nas restantes classes a situação inverte-se, havendo mais erros de omissão, ou seja, pixels que foram excluídos da classe correspondente. Em relação aos pixels classificados incorretamente, a maioria pode ter origem em espécies com um comportamento espectral semelhante e, por isso, torna-se por vezes difícil de identificar as espécies (*e.g.*, azinheira *vs* sobreiro, eucalipto *vs* pinheiro-bravo, pinheiro manso *vs* pinheiro-bravo). No estudo realizado por Hernandez *et al.* (2020) sobre o uso de imagens multi-temporais do Sentinel-2 na classificação de uso/ocupação do solo em Portugal, para as mesmas classes florestais, mostraram que os valores de precisão do utilizador e do produtor apresentaram valores similares. No entanto, na classe do sobreiro obtivemos resultados de ambas as precisões mais elevadas, ao contrário da classe de azinheira que obtivemos precisões ligeiramente inferiores. A utilização de imagens multi-temporais segundo Hernandez *et*

al. (2020) permite capturar a variação fenológica da vegetação, que não podem ser distinguidas de uma única data.

Tabela 8 - Matriz de confusão

Classes	Az	Sb	Ec	Pm	Pb	NF	Total	PP
Az	25519	1414	267	215	3	668	28086	91%
Sb	2017	22357	375	1049	659	1629	28086	80%
Ec	737	344	24321	1236	545	903	28086	87%
Pm	649	915	1095	24452	587	388	28086	87%
Pb	63	305	1579	1609	23388	1142	28086	83%
NF	1186	1234	587	1045	2467	105825	112344	94%
Total	30171	26569	28224	29606	27649	110555		
PU	85%	84%	86%	83%	85%	96%		
PG	89%							
kappa (%)	86%							

A precisão global mostra a concordância que existe entre os valores estimados e os valores observados, apresentando um valor de 89%, e a estatística kappa um valor de 86%. Alonso *et al.* 2021 produziu um mapa de uso/ocupação do solo na região da Galiza. Para a classificação utilizou imagens multi-temporais do Sentinel-2 e o algoritmo de classificação *Random Forest*, obtendo uma precisão global de 91,6% e uma estatística kappa de 90%. Neste estudo, obtiveram-se resultados bastante semelhantes, ainda que ligeiramente inferiores, com imagens do Sentinel-2 de data única e o mesmo algoritmo de classificação. A diferença, pode ser explicada por, neste trabalho, serem utilizadas classes diferentes, nomeadamente mais classes florestais. Por outro lado, Kupidura (2019) produziu um mapa de classificação de uso/ocupação do solo. Para este processo testou a utilização apenas das bandas multiespectrais, e a utilização das bandas multiespectrais com índices de texturas, com imagens do satélite Pléiades e do Sentinel-2. No primeiro teste, utilizando apenas as bandas multiespectrais obteve uma precisão global de 78% e 93%, e uma estatística kappa de 71% e 90%, para imagens Pléiades e Sentinel-2, respetivamente. Quando adicionou os índices de textura melhorou tanto a precisão global como a estatística kappa em ambas as imagens. No trabalho realizado por Dobrinić *et al.* (2021), testaram a utilização de bandas multiespectrais do Sentinel-2, obtendo uma precisão global de 89,04%, e quando adicionaram índices de vegetação a precisão global passou para 90,37%. Os trabalhos de Dobrinić *et al.* (2021) e Kupidura (2019) mostram a importância dos índices de textura e de vegetação, no processo de classificação. Shao & Wu, (2008) referem que a precisão deve ser próxima de 90% para haver consistência

das métricas de paisagem. Neste trabalho, como já foi referido anteriormente, a precisão global foi próxima de 90%, o que dá sustentabilidade ao cálculo das métricas de paisagem.

## 5.2 Análise da Paisagem no Alto Alentejo

A área total (TA) da paisagem ocupa uma extensão de 608435ha. A Figura 17 ilustra a percentagem que cada classe de uso/ocupação do solo ocupa na paisagem (PLAND), em que 55% é área não florestal, 19% corresponde ao sobreiro, 17% à azinheira e a restante percentagem divide-se entre eucalipto (6%), pinheiro-bravo (2%) e pinheiro manso (1%). Segundo Mcgarigal *et al.* (2015) e McGarigal & Marks (1995) a área é uma das informações mais importantes da paisagem, por ser a base para outras métricas.

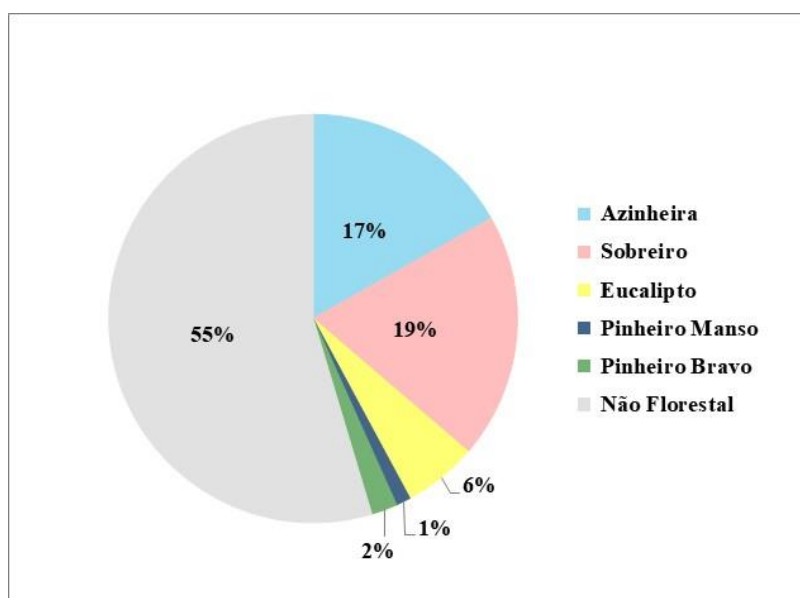


Figura 17 - Percentagem de paisagem de cada classe de uso/ocupação do solo (PLAND)

No índice de Shannon as classes com menor percentagem de área e menor número de manchas (eucalipto, pinheiro manso e pinheiro-bravo) têm um peso maior. Por outro lado, o índice de Simpson representa a probabilidade de dois pixels selecionados casualmente serem de diferentes classes de uso/ocupação do solo. Malinowska & Szumacher (2013) referem que os dois índices são inversamente proporcionais. Os índices de uniformidade de Shannon e Simpson tiveram valores bastante semelhantes de 0,70 e 0,76 respetivamente, o que corresponde a uma elevada diversidade (Mcgarigal *et al.*, 2015).

O índice de número de manchas (NP) para as classes florestais (Figura 18), apresenta um maior número de manchas para o sobreiro e azinheira, 3697 e 3059 respetivamente; enquanto o pinheiro manso é a espécie que apresenta menores valores, tendo 618 manchas. Ao nível da gestão florestal esta métrica pode ser particularmente importante. Casimiro (2002) refere que o número de manchas florestais pode influenciar uma grande variedade de processos ecológicos, como por exemplo o número de sub-populações de uma população espacialmente dispersa, e pode alterar a estabilidade das interações e oportunidades de coexistência entre espécies. O mesmo autor refere que quanto maior o número de manchas, maior a resistência à propagação de perturbações (*e.g.*, doenças, fogo, pragas). Assim, se uma classe florestal tiver muitas manchas, a espécie consegue resistir mais facilmente às perturbações do que se tiverem um número reduzido. É aqui que os planos de ordenamento florestal podem ser particularmente interessantes, uma vez que permitem estabelecer medidas que visem as funções de proteção e conservação das áreas florestais, mantendo o equilíbrio do ecossistema (Pontes, 2020).

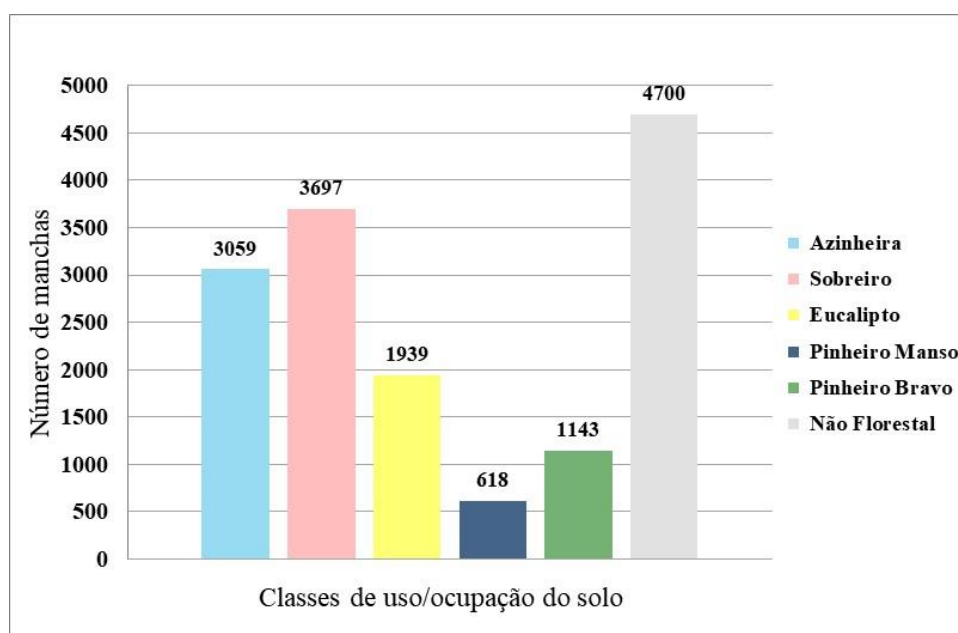


Figura 18 - Número de manchas por classes de uso/ocupação do solo (NP)

Na tabela 9 está representada a percentagem ocupada pela maior mancha de cada classe na paisagem (LPI) (McGarigal & Marks, 1995). A maior percentagem ocupada pela maior mancha contínua das classes florestais são as classes de sobreiro e azinheira, com cerca 2,48% e 1,82%, respetivamente. Para as restantes classes florestais a maior mancha é menor que 1% da área total da paisagem.

Tabela 9 - Índice de maior mancha (LPI)

Classes	LPI (%)
Azinheira	1,82
Sobreiro	2,48
Eucalipto	0,38
Pinheiro Manso	0,07
Pinheiro Bravo	0,48
Não Florestal	46,65

A área de uma mancha pode traduzir várias informações importantes a cerca de alguns processos ecológicos. A proporção de cada classe de uso/ocupação do solo numa paisagem está relacionada diretamente com a diversidade biológica (Tschardt *et al.*, 2012), uma vez que certas espécies necessitam de uma área mínima. A redução de áreas florestais, pode provocar alterações em alguns processos ecológicos (Forman, 1995). A diminuição da área de uma mancha florestal pode causar a diminuição de espécies e afetar a sua relação com o meio envolvente. Segundo Azevedo (2015) as florestas são responsáveis pelos ciclos biogeoquímicos (*e.g.* azoto, fósforo, carbono), pelos fluxos de energia e pelos ciclos nutrientes, fundamentais ao desenvolvimento da vegetação. A fragmentação das manchas florestais tende a reduzir a dimensão média das manchas, e por isso, a uma redução nos ciclos de energia e nutrientes. Esta diminuição provoca o aumento da competição e pragas entre as espécies arbóreas, diminuindo a diversidade dos ecossistemas. Para as espécies animais também aumenta a competição, pela redução de área do habitat, diminuindo também a relação predador-presa (Bogaert *et al.*, 2011). Turner & Gardner (2015) referem que a diminuição do número de manchas, áreas de manchas reduzidas e a falta de corredores ecológicos como ligação entre manchas, são fatores que limitam a sustentabilidade da paisagem. Harris (1984) refere que a diminuição de áreas florestais, pode influenciar a dispersão das sementes pelo vento pondo em risco a sustentabilidade do ecossistema. Por outro, em sistemas agroflorestais a pecuária fornece um importante contributo para a dispersão de sementes mais pesadas, por exemplo nos montados (classes de azinheira e sobreiro) (Almeida *et al.*, 2016; Ferraz-de-Oliveira *et al.*, 2016).

Ao relacionar a área média de mancha (AREA\_MN) com o número de manchas (NP) verificou-se que todas as classes florestais são muito fragmentadas (Figura 19), nomeadamente as classes de sobreiro e de azinheira, pois têm elevado número de manchas, embora as áreas médias sejam maiores que nas restantes classes de uso/ocupação do solo. Entre as duas classes, a de sobreiro é um pouco mais fragmentada, que a de azinheira, com um maior número de manchas que em média tem menor área, cerca de 32ha. O mesmo acontece na comparação entre as classes de pinheiro bravo e de pinheiro manso, onde a de pinheiro bravo revelou ser a mais fragmentada. A classe de eucalipto também revela um nível de fragmentação bastante grande, com 1939 manchas que em média têm 18,4ha. De entre todas as classes florestais é a de pinheiro manso a menos fragmentada, pois embora tenha manchas em média menores (11,5ha), o número de manchas é reduzido (cerca 618 manchas). De acordo com os estudos realizados por McGarigal & Marks (1995), Fahrig (2003), Turner & Gardner (2015) e Betts *et al.* (2006) a dinâmica do padrão das manchas dentro de uma paisagem é normalmente definida como fragmentação de um habitat, um processo pelo qual uma mancha contígua de uso/ocupação do solo é transformada numa série de áreas menores, irregulares, disjuntas, isoladas umas das outras por uma matriz.

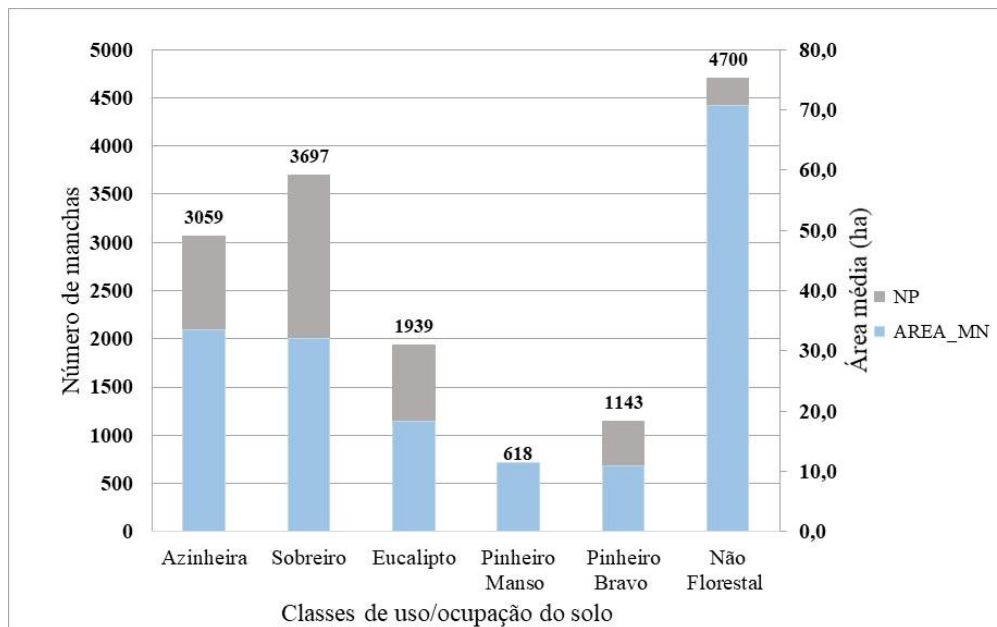


Figura 19 - Índice do número de manchas (NP) e de área média em hectares (AREA\_MN)

O índice de densidade de bordadura e de forma média ponderada (AWMSI), são apresentados na tabela 10. Estes dois índices estão diretamente relacionados, caracterizam a complexidade da forma.

**Tabela 10 –Índice forma média ponderada (AWMSI) e de densidade de bordadura (ED)**

<b>Classes</b>	<b>AWMSI</b>	<b>ED (m/ha)</b>
Azinhreira	11,18	19,36
Sobreiro	7,85	20,56
Eucalipto	3,70	7,74
Pinheiro	2,05	1,89
Manso		
Pinheiro	4,60	3,62
Bravo		
Não	63,61	39,16
Florestal		

A classe não florestal apresenta um índice forma médio ponderado bastante superior a 1, e com a densidade de bordadura mais elevada em relação às classes florestais. Nas classes florestais as classes de azinhreira e de sobreiro são as que apresentam valores de forma mais elevados, o que quer dizer que são manchas complexas e muito irregulares. Segundo vários autores (Casimiro, 2002; Cushman & McGarigal, 2008; Flowers et al., 2020; Saura & Martínez-Millán, 2001) a irregularidade da forma da mancha depende da área e da densidade de bordadura, uma vez que quanto maior for a área, maior densidade de bordadura, maior será a complexidade e irregularidade das manchas. Anteriormente referimos que as classes, com maior área média são as de azinhreira e sobreiro. A irregularidade das áreas destas classes expressa-se também na densidade de bordadura, que é a maior de todas as classes florestais, sendo aproximadamente de 19 m/ha e 21m/ha, respetivamente. Apesar do sobreiro ter uma área média um pouco menor que a azinhreira, a densidade de bordadura é ligeiramente maior. Esta pequena diferença pode ser explicada, pelo índice da maior mancha que no caso da classe de sobreiro a maior mancha ocupa cerca de 2,5%, enquanto a classe de azinhreira ocupa cerca de 1,8% da paisagem. As classes de pinheiro manso, pinheiro bravo e eucalipto apesar de uma baixa densidade de bordadura, apresentam alguma irregularidade na forma, aumentando a complexidade da forma das manchas, o que pode ser, pelo menos em parte explicado, pelas características topográficas (e.g., declive, altitude). Na área de estudo algumas manchas de pinheiro bravo e eucalipto, localizam-se na serra de S. Mamede e, tendem a seguir a tipologia do terreno, originando alguma irregularidade.

Martins *et al.* (2018) verificaram que a densidade de bordadura estava relacionada com a heterogeneidade espacial, mostrando tendências diferentes, consoante a classe de uso/ocupação do solo. Para o índice de forma os mesmos autores referem que com a diminuição da densidade de bordadura, diminui o índice de forma tornando as manchas mais regulares.

A percentagem de área central na paisagem (CPLAND) representa a área central de uma mancha uso/ocupação do solo. Analisando apenas as classes florestais (figura 20), observa-se que o pinheiro bravo tem a mesma percentagem que o pinheiro manso, cerca de 1%. Por outro lado, as classes de azinheira e de sobreiro, como referido anteriormente têm elevado número de manchas, maior proporção de área e área média e, maior densidade bordadura. Para estas classes o efeito de bordadura não é tão acentuado por causa das áreas médias das manchas serem mais elevadas, conseguindo manter as áreas centrais elevadas. (Roberts *et al.*, 2001) referem que o CPLAND também pode ser indicativo de degradação do habitat, estando relacionado com o aumento do número de manchas, e a redução das áreas centrais das manchas. Para além disso aumenta a exposição a alguns fatores, como a incidência solar, redução da humidade e o aumento de espécies de bordadura. Na perspetiva da diversidade e da sustentabilidade dos ecossistemas, a configuração e a complexidade da forma, são tão importantes como a área central das manchas florestais. O aumento do efeito de bordadura causa uma diminuição na área central das manchas e, por isso, poderá condicionar a permanência das espécies sensíveis à área central, nesses ecossistemas (Valente & Vettorazzi, 2002). Manchas pequenas (*e.g.*, pinheiro manso, pinheiro-bravo e eucalipto) podem não conter área central suficientemente grande para a permanência de algumas espécies, mas terem um impacto positivo em alguns processos ecológicos, como a movimentação de espécies animais. Segundo Ribeiro & Lovett (2009) a existência de pequenas manchas reduz o isolamento de manchas maiores e, assim, aumenta a conectividade entre manchas.

As áreas centrais relacionam-se também com as métricas de área (LPI e AREA\_MN), dado que, na maioria dos casos, quanto maior é a área da mancha e maior é a sua área central. Em paisagens mediterrâneas heterogêneas influenciadas por fatores antropogénicos ao longo dos anos, criaram-se áreas com características ecológicas especiais, tendo-se tornado áreas com alto valor de biodiversidade (Almeida *et al.*, 2016); Ferraz-de-Oliveira *et al.*, 2016). Almeida *et al.* (2016) e Ferraz-de-Oliveira *et al.* (2016) referem que nos montados (classes de azinheira e sobreiro) a variabilidade da densidade dos povoamentos é um fator que influencia fortemente o alto valor de biodiversidade.



Esta variabilidade aumenta a heterogeneidade da estrutura e composição da paisagem. As classes de azinheira e sobreiro, como já foi referido anteriormente, são classes muito fragmentadas, embora as áreas centrais apresentem valores elevados, o que permite manter por exemplo os ciclos de energia e nutrientes, mantendo o equilíbrio e biodiversidade do (Bogaert *et al.*, 2011).

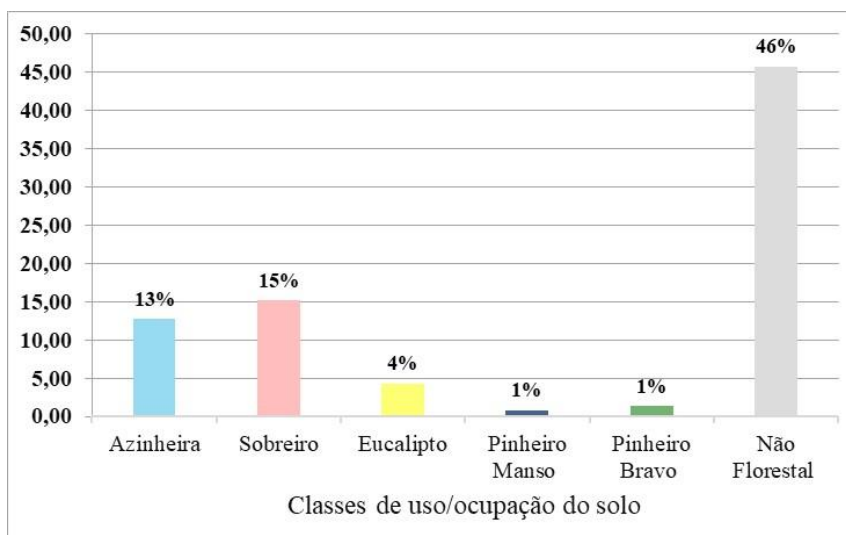


Figura 20 - Percentagem de áreas centrais (CPLAND)

O índice de interseção e justaposição (IJI) não fornece uma medida de agregação de classe, mas avalia a interdispersão das classes de uso/ocupação do solo. Esta métrica é importante para avaliar a qualidade da paisagem para espécies que dependem vários habitats. Observando a Figura 21 podemos referir que a classe com maior proporção é a classe não florestal. Nas classes florestais os valores mais elevados são os das classes de eucalipto e de pinheiro bravo com 67% para ambas as espécies, seguindo-se a de pinheiro manso (61%), sobreiro (59%), e por último a de azinheira com um valor bastante inferior de 26%.

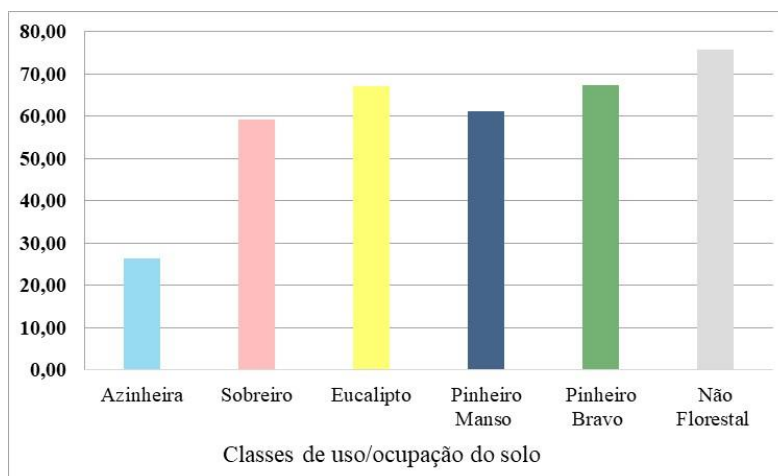


Figura 21 - Índice de Interseção e justaposição (IJI)

Os valores de IJI indicam que as classes florestais de sobreiro, eucalipto, pinheiro manso e pinheiro-bravo estão espacialmente misturadas com as outras classes de uso/ocupação do solo. O número de manchas de cada classe também pode influenciar a mistura entre manchas de uso/ocupação do solo. Por exemplo, das classes florestais as de eucalipto, de pinheiro bravo e principalmente de pinheiro manso são as classes com menor número de manchas. Estas classes possibilitam que a maioria das suas manchas possam estar espacialmente interdispersas com outras classes de uso/ocupação do solo. Para além disto, a classe de azinheira tem um maior número de manchas e, por isso, é a classe com menor percentagem de IJI, o que confirma a relação entre o número de manchas e a interdispersão. Em regra geral, quanto maior é número de manchas, menor é a dispersão das manchas, e menos misturadas vão estar com outras classes de uso/ocupação do solo. Por outro lado, a classe de sobreiro torna-se um caso particular, pois embora tenha também um elevado número de manchas, consegue ter a maior parte das manchas dispersas com outras classes de uso/ocupação do solo. O mesmo acontece com a classe não florestal que possui maior percentagem de IJI em relação a todas as classes florestais. Neste caso o índice de interseção e justaposição é elevado, mesmo a classe não florestal contendo um elevado número de manchas uma vez que engloba várias classes (*e.g.*, área urbana, água, agricultura), dando origem a uma classe com manchas mais interdispersas e, portanto, misturada com outras classes de uso/ocupação do solo.

Ainda que manchas pequenas possam contribuir para a movimentação das espécies de fauna através da matriz envolvente e para a colonização dessas manchas, a conectividade entre manchas também se relaciona com a sua permeabilidade às espécies. Murphy & Lovett-Doust, (2004) referem que quanto mais adequada for a matriz, maior é o suporte para a movimentação das espécies entre manchas. Estudos realizados por Schmera *et al.* (2018) e Vilmi *et al.* (2016) destacam a importância de alguns fatores na diversidade, tais como a escala espacial, o contexto ambiental regional e a capacidade de dispersão das espécies. Por isso, para a movimentação de espécies animais ou a colonização das manchas, é importante que manchas com áreas reduzidas estejam interdispersas ou misturadas, promovendo as relações dinâmicas dos ecossistemas (Turner & Gardner, 2015).

### 5.2.1 Análise da diversidade por das sub-regiões

A análise das métricas por sub-região mostrou variabilidade espacial. Na percentagem área (Tabela 11, PLAND) a proporção de cada classe varia por sub-região, observando-se diferenças significativas entre as sub-regiões ( $F = 0,000$ ,  $p = 1,000$ ). A classe não florestal nas sub-regiões 1 e 3 ocupa mais de metade da área da paisagem, enquanto nas sub-regiões 2 e 4 é bastante inferior. Nas classes florestais, para a sub-região 1, as que ocupam maior área são as de pinheiro manso, azinheira e eucalipto, enquanto na sub-região 3 a classe que tem maior percentagem de área é a de sobreiro. Para a sub-região 2 e 4 as classes que tem maior percentagem de área são as de azinheira e de pinheiro bravo. Na sub-região 4 a classe de azinheira destaca-se, ocupando cerca de 53% da paisagem.

Esta variabilidade resultou em diferenças significativas entre a cada par de sub-regiões (Tabela 14). As diferenças podem ser explicadas pelas características edafo-climáticas e a sua adequação às características ecológicas das espécies. Na sub-região 1 predomina a zona sub-mediterrânica e na serra de S. Mamede a zona sub-atlântica. As características ecológicas do sobreiro, da azinheira e de eucalipto são mais adequadas à influência sub-mediterrânica enquanto para o pinheiro bravo é a zona sub-atlântica. Em relação aos solos, todos os tipos de solos são adequados a todas as espécies (Ferreira *et al.*, 2001). De facto, o sobreiro e a azinheira, encontram-se principalmente nas zonas de influência sub-mediterrânica e nos cambissolos. O pinheiro bravo na zona sub-atlântica e o eucalipto e o pinheiro manso na zona sub-mediterrânica. A ausência de pinheiro manso e de eucalipto na zona sub-atlântica poderá estar associada à sensibilidade à geada das duas espécies (Ferreira *et al.*, 2001).

Tabela 11 - Percentagem de cada classe (PLAND) por sub-região

Espécies	PLAND (%)			
	1	2	3	4
Az	10,85	49,80	26,93	53,31
Sb	16,74	32,51	19,46	20,98
Ec	8,02	8,14	0,25	2,63
Pm	0,18	2,74	0,19	0,62
Pb	4,28	6,12	0,05	0,24
Nf	59,94	0,68	53,12	22,31

Para o número de manchas (NP), o índice da maior mancha (LPI) e de área média (AREA\_MN) observa-se a variabilidade das métricas, observando-se diferenças significativas entre as sub-regiões ( $F = 0,866, p = 0,475$ ;  $F=0,082, p = 0,969$ ;  $F = 0,184, p=0,906$ , respetivamente). Das classes florestais a de azinheira e de sobreiro nas sub-regiões 1, 2 e 4 são as que têm maior número de manchas. Na sub-região 1 e 3 a azinheira é a classe menos fragmentada, pois áreas médias são elevadas e o número de manchas é menor que as de sobreiro. O eucalipto é a classe que tem maior número de manchas nas sub-regiões 1 e 3, enquanto nas sub-regiões 1 e 4 é a de pinheiro manso, e a de pinheiro bravo nas sub-regiões 1 e 2. Na região 1 e 3, o índice da maior mancha (Tabela 12, LPI) indica que a maior mancha de azinheira ocupa cerca de 49% e 51% da paisagem, respetivamente. A maioria das manchas são mais fragmentadas na sub-região 1 e 2 pois têm um elevado número de manchas. A classe mais fragmentada é a eucalipto nas sub-regiões 1 e 2, e menos fragmentada a de pinheiro manso e de pinheiro bravo na sub-região 3, e a de pinheiro bravo na sub-região 4 com reduzidas áreas médias e número de manchas. O maior número manchas florestais é observado na classe de sobreiro da sub-região 4 e, na classe azinheira da sub-região 3. A variabilidade das métricas resultou em diferenças significativas entre a cada par de sub-regiões (Tabela 14).

**Tabela 12 – Índice de número de manchas (NP), da maior mancha (LPI) e de área média (AREA\_MN) por sub-região**

Esp.	NP				LPI				AREA_MN			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Az	568	369	179	642	48,56	0,46	51,24	0,41	173,6	26,4	164,6	35,1
Sb	737	711	671	399	1,30	17,75	0,47	35,44	40,75	113,1	40,2	124,1
Ec	483	259	618	212	0,06	0,16	6,44	3,11	13,57	11,2	76,7	54,3
Pm	211	105	12	277	1,34	13,23	0,02	10,14	27,75	38,3	6,3	83,3
Pb	729	225	20	20	1,48	1,29	0,08	0,06	37,97	22,8	20,4	17,6
Nf	28	42	17	63	2,79	0,14	0,05	0,08	44,68	13,6	18,1	14,7

Para o índice de forma médio ponderado (AWMSI), densidade de bordadura (ED) e percentagem de áreas centrais (CPLAND) (Tabela 13) existem diferenças significativas entre as sub-regiões ( $F = 0,262, p = 0,852$ ;  $F = 0,182, p = 0,907$ ;  $F = 0,000, p = 1,000$ ). Nas sub-regiões 1 e 3 a classe de azinheira é a que tem maior irregularidade e complexidade de forma, devido à elevada área média e densidade de bordadura das manchas. Enquanto nas sub-regiões 2 e 4 as manchas de azinheira são bastante mais regulares, uma vez que a área média e a densidade de bordadura são reduzidas. O mesmo acontece com a classe de sobreiro nas sub-regiões 2 e 4, onde as manchas também são muito irregulares, e a área média e densidade de bordadura são elevadas. Por outro lado,

as classes de pinheiro bravo na sub-região 1, e de eucalipto na sub-região 3 tem irregularidades na forma, com uma elevada densidade de bordadura. Esta irregularidade deve-se ao facto de que na sub-região 1 na zona da serra de S. Mamede, e a norte da sub-região 3 serem influenciadas pelo andar sub-montano (400 a 700m), onde as manchas tendem a seguir a topografia do terreno. As manchas localizadas em altitudes elevadas tendem a ter elevado índice de forma médio ponderado (AWMSI) e de densidade de bordadura e as áreas centrais mais reduzidas (CPLAND). Assim como manchas localizadas em andares inferiores tendem a ter reduzido índice de forma médio ponderado (AWMSI) e de densidade de bordadura e as áreas centrais mais elevadas (CPLAND).

No índice de áreas centrais (CPLAND, Tabela 13) também se observam diferenças significativas para cada par de sub-regiões (Tabela 13). A classe de azinheira onde se observa maior área média, ainda que seja onde as manchas são mais irregulares, é a classe que tem áreas centrais mais elevadas nas sub-regiões 1 e 3. A classe de sobreiro e de pinheiro manso têm áreas centrais elevadas na sub-região 2 e 4, enquanto nas sub-regiões 3 e 4 as mais elevadas são as de eucalipto. Esta variabilidade das métricas originou diferenças significativas entre a cada par de sub-regiões (Tabela 14).

**Tabela 13 - Índice de forma médio ponderado (AWMSI), densidade de bordadura (ED) e percentagem de áreas centrais (CPLAND) por sub-região**

Esp.	AWMSI				ED				CPLAND			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Az	18,66	1,80	13,31	1,70	20,71	6,66	18,66	1,70	59,94	8,15	63,12	2,63
Sb	2,45	6,19	2,03	10,62	7,14	23,26	2,98	18,91	10,85	49,80	4,46	53,31
Ec	1,24	1,18	5,20	3,22	0,20	3,26	17,43	13,25	0,18	2,74	31,93	20,98
Pm	2,74	4,94	1,07	5,28	3,32	21,42	0,07	10,00	4,28	32,51	0,05	22,23
Pb	2,61	1,90	1,25	1,53	11,47	5,11	0,21	0,23	16,74	6,12	0,25	0,24
Nf	3,72	1,31	1,19	1,28	5,03	0,71	0,19	0,64	8,02	0,68	0,19	0,62

Na sub-região 1 a classe não florestal ocupa mais de metade da área, e das classes florestais é o pinheiro manso o que ocupa a menor proporção. Embora a maior área de mancha contínua seja de azinheira. Ao nível da fragmentação, a classe mais fragmentada é a de eucalipto tendo as manchas áreas médias menores e um maior número de manchas. A classe de pinheiro manso tem 211 manchas, as áreas médias das manchas não são elevadas, o que indica também um elevado grau de fragmentação. No que diz respeito à complexidade da forma das manchas, as manchas de azinheira são as mais irregulares, uma vez que são as que possuem maior área média e maior densidade de bordadura.

As classes que ocupam maior percentagem de área na sub-região 2 são as de azinheira e de sobreiro. Embora a maior mancha de área contínua seja nas classes de sobreiro e

pinheiro manso. Ao nível da fragmentação podemos observar que as classes mais fragmentadas são as de azinheira, de eucalipto e de pinheiro bravo, tendo manchas com áreas médias menores e um maior número. A classe menos fragmentada é a de sobreiro, apesar de não ter áreas médias mais pequenas e menor número de manchas, que as restantes classes. No que diz respeito à complexidade da forma das manchas, as manchas de sobreiro e de pinheiro manso são as mais irregulares, uma vez que são as que possuem maior área média e maior densidade de bordadura.

Na sub-região 3 a classe não florestal ocupa mais de metade da paisagem, e das classes florestais é a azinheira que ocupa a maior parte da área e, a maior área de mancha contínua. As classes de pinheiro manso e de pinheiro bravo são as menos fragmentadas apresentando um número de manchas bastante reduzido. No que diz respeito à complexidade da forma das manchas, as manchas de azinheira e de eucalipto são as mais irregulares, uma vez que são as que possuem maior área média e maior densidade de bordadura.

A área da sub-região 4 tem essencialmente classes florestais, onde as classes de azinheira e de sobreiro, ocupam grande parte da paisagem. A maior área de mancha contínua é de sobreiro e de pinheiro manso. Ao nível da fragmentação, podemos observar que, das classes florestais a mais fragmentada é a de azinheira, tendo as manchas áreas médias menores e um maior número de manchas. Ainda que o sobreiro tenha manchas com áreas bastante elevadas, encontram-se também fragmentadas, dado que tem um elevado número de manchas. As classes de pinheiro manso e de eucalipto são as menos fragmentadas apresentando um número de manchas bastante reduzido. No que diz respeito à complexidade da forma das manchas, as manchas de sobreiro, de pinheiro manso e de eucalipto são as mais irregulares, uma vez que são as que possuem maior área média e maior densidade de bordadura.

Em todas as sub-regiões as classes mais irregulares têm as áreas médias elevadas, por isso, tem menos influência nas áreas centrais. Porém nas classes mais fragmentadas, especialmente quando as áreas médias são mais reduzidas, as áreas centrais são bastante mais reduzidas aumentando a influência da densidade de bordadura e do efeito de bordadura. Mirici *et al.* (2020) utilizaram métricas de paisagem para a monitorização das alterações do uso/ocupação do solo em paisagens mediterrâneas (Turquia). Flowers *et al.* (2020) utilizaram métricas de paisagem para uma análise temporal sobre fragmentação dos habitats. Os autores referem que a uma escala temporal, o índice de número de manchas é a métrica mais importante. Flowers *et al.* (2020) e Mirici *et al.* (2020)

encontraram na análise temporal do uso/ocupação do solo, diferenças significativas. Por outro lado, Casimiro (2000) numa análise espacial das métricas de paisagem para quantificar a estrutura da paisagem no concelho de Mértola, subdividiu o concelho em 3 regiões. O mesmo autor calculou as 16 métricas por sub-região, nas métricas comuns com as deste trabalho, também observou diferenças significativas. De modo semelhante, neste trabalho também se encontram diferenças significativas entre as sub-regiões. As características edafo-climáticas das estações e as ecológico-culturais das espécies explicam, pelo menos parcialmente, estas diferenças. Outros fatores que podem influenciar a variabilidade espacial do Alto Alentejo são as perturbações abióticas e bióticas Mirici *et al.* (2020).

Tabela 14 - Teste estatístico post hoc de Tuckey (comparação de sub-regiões par a par)

			Tukey HSD				
Variável dependente			Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	Intervalo de Confiança 95%	
						Lower Bound	Upper Bound
PLAND	1	2	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
		3	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
		4	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
	2	3	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
		4	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
	3	4	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
NP	1	2	195,833	164,944	0,642	-265,83	657,50
		3	244,833	164,944	0,465	-216,83	706,50
		4	195,500	164,944	0,643	-266,17	657,17
	2	3	49,000	164,944	0,991	-412,67	510,67
		4	-0,333	164,944	1,000	-462,00	461,33
	3	4	-49,333	164,944	0,990	-511,00	412,33
LPI	1	2	3,7487	9,3386	0,978	-22,389	29,887
		3	-0,4645	9,3386	1,000	-26,603	25,674
		4	1,0453	9,3386	0,999	-25,093	27,183
	2	3	-4,2132	9,3386	0,969	-30,351	21,925
		4	-2,7034	9,3386	0,991	-28,842	23,435
	3	4	1,5098	9,3386	0,998	-24,628	27,648
ED	1	2	-2,0917	4,9023	0,973	-15,813	11,630
		3	1,3880	4,9023	0,992	-12,333	15,109
		4	0,5216	4,9023	1,000	-13,200	14,243
	2	3	3,4797	4,9023	0,892	-10,242	17,201
		4	2,6133	4,9023	0,950	-11,108	16,335
	3	4	-0,8664	4,9023	0,998	-14,588	12,855
AREA_MN	1	2	18,8137	29,1672	0,916	-62,824	100,451
		3	1,9956	29,1672	1,000	-79,642	83,633
		4	1,5406	29,1672	1,000	-80,097	83,178
	2	3	-16,8180	29,1672	0,938	-98,455	64,819
		4	-17,2731	29,1672	0,933	-98,910	64,364
	3	4	-0,4551	29,1672	1,000	-82,092	81,182
SHAPE_AM	1	2	2,3508	2,6543	0,812	-5,078	9,780
		3	1,2291	2,6543	0,966	-6,200	8,658
		4	1,2964	2,6543	0,961	-6,133	8,726
	2	3	-1,1216	2,6543	0,974	-8,551	6,308
		4	-1,0543	2,6543	0,978	-8,483	6,375
	3	4	0,0673	2,6543	1,000	-7,362	7,496
CPLAND	1	2	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
		3	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
		4	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
	2	3	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
		4	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884
	3	4	0,0000	12,8207	1,000	-35,884	35,884



## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As mudanças que ocorrem ao longo do tempo na superfície terrestre, cada vez mais rápidas, torna importante estudos que permitam a obtenção de cartografia de uso/ocupação solo e a caracterização dos padrões da paisagem. Os dados Sentinel-2, nomeadamente as bandas, os índices de vegetação e de texturas, com o classificador *Random forest*, permitiram obter um mapa de uso/ocupação do solo, com uma boa precisão de 89%. A refletância de cada classe florestal, permitiu discriminar, de modo preciso, cada uma das espécies.

O padrão da paisagem representa diferentes áreas das classes de uso/ocupação do solo, números de manchas, bem como a distribuição espacial e arranjo de manchas na paisagem. A heterogeneidade espacial da paisagem, especialmente de áreas florestais pode ser quantificada, a partir de índices que avaliam tanto a heterogeneidade na composição das espécies como na configuração das manchas.

Ao nível do Alto Alentejo existe uma elevada diversidade de manchas de todas as classes de uso/ocupação florestal. Todas as classes de uso/ocupação solo são bastante fragmentadas. Nas classes florestais, a de pinheiro bravo é a mais fragmentada, tendo manchas com áreas médias reduzidas e um grande número de manchas. No que diz respeito à irregularidade da forma das manchas florestais, as classes com maior irregularidade na forma são a de azinheira e de sobreiro. As áreas centrais maiores são as das classes de azinheira e sobreiro, onde o efeito de bordadura não é tão acentuado devido à dimensão da área médias das manchas. Nas restantes classes o efeito de bordadura é acentuado pela reduzida área média das manchas, diminuindo as áreas centrais. Todas as classes apresentam interdispersão elevada, embora as manchas com áreas médias pequenas e, logo, áreas centrais menores, podem não ser suficientemente grandes para suportar espécies que requerem área mínima. Embora sejam importantes para manter a conectividade entre as manchas com maiores dimensões, permitindo a colonização e a movimentação de espécies de fauna.

Ao nível das sub-regiões, a variabilidade dos povoamentos florestais é confirmada pelas diferenças dos valores das métricas nas 4 sub-regiões. Para as 4 sub-regiões o valor das métricas aumenta ou diminui consoante a sub-região. As diferenças na proporção de área de cada classe, são justificadas pelas características edafo-climáticas e ecológico-culturais das espécies. De modo semelhante para a complexidade da forma das manchas e densidade bordadura de cada classe, a variabilidade é justificada pela topografia do terreno. Todas as classes são fragmentadas em todas as sub-regiões, mas em proporções diferentes, em função da sub-região, das métricas de área e número de manchas. Estas diferenças por sub-região, originam uma grande variabilidade da distribuição espacial das espécies, ou seja áreas bastante heterogéneas. Esta elevada heterogeneidade faz com que a paisagem do Alto Alentejo, seja diversa tanto na composição como na estrutura.

Os resultados da classificação de imagem podem ser melhorados com a utilização de dados multi-temporais para discriminar as classes de uso/ocupação do solo, e testar também outros índices de vegetação e de textura. Seria também pertinente a análise de componentes principais, permitindo reduzir o volume de dados, eliminar a correlação e reduzir o tempo de processamento.

Ao nível da análise dos padrões dos povoamentos florestais, poderá ser interessante a análise espacial das métricas de paisagem, com a utilização de um conjunto de medidas de densidade caracterizando a diferentes estruturas dos povoamentos, para uma análise mais detalhada. Poderá ser feita também uma análise dos padrões a uma escala temporal, para um estudo sobre a evolução da paisagem do Alto Alentejo.

## BIBLIOGRAFIA

- AA. (2018). *Atlas do Ambiente*. <https://sniamb.apambiente.pt/> Consultado:07/01/2021
- Abburu, S., & Babu Golla, S. (2015). Satellite Image Classification Methods and Techniques: A Review. *International Journal of Computer Applications*, 119(8), 0975–8887. <https://doi.org/10.5120/21088-3779>
- Abdullah, S. A., & Nakagoshi, N. (2007). Forest Fragmentation and its Correlation to Human Land use Change in the State of Selangor, Peninsular Malaysia. *Forest Ecology and Management*, 241(1–3), 39–48. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2006.12.016>
- Abraira, V., & Pérez de Vargas Luque, A. (1999). Generalization of the Kappa Coeficient for Ordinal Categorical Data, Multiple Observers and Incomplete Designs. *Qüestió: quaderns d'estadística i investigació operativa*, 23(3), 561–571.
- Abreu, A. C., Pinto-Correia, T., & Oliveira, R. (2004). *Contributos para a Identificação e Caracterização da Paisagem em Portugal Continental, Volume IV* (U. de Évora (ed.); Direcção-g).
- Afonso, A., Gonçalves, A. C., & Pereira, D. G. (2020). *Pinus Pinea (L.)* Nut and Kernel Productivity in Relation to Cone, Tree and Stand Characteristics. *Agroforestry Systems*, 94(5), 2065–2079. <https://doi.org/10.1007/s10457-020-00523-4>
- Afonso, A., & Nunes, C. (2019). *Estatística e Probabilidade, Aplicações e Soluções em SPSS* (U. de Évora (ed.); Versão rev).
- Almeida, M., Azeda, C., Guiomar, N., & Pinto-Correia, T. (2016). The Effects of Grazing Management in Montado Fragmentation and Heterogeneity. *Agroforestry Systems*, 90(1), 69–85. <https://doi.org/10.1007/s10457-014-9778-2>
- Alonso, L., Picos, J., & Armesto, J. (2021). Forest Land Cover Mapping at a Regional Scale using Multi-Temporal Sentinel-2 Imagery and RF Models. *Remote Sensing*, 13(12). <https://doi.org/10.3390/rs13122237>
- Asokan, A., Anitha, J., Ciobanu, M., Gabor, A., Naaji, A., & Hemanth, D. J. (2020). Image Processing Techniques for Analysis of Satellite Images for Historical Maps Classification-An Overview. *Applied Sciences*, 10(12), 4207. <https://doi.org/10.3390/app10124207>
- Azevedo, J. C. (2015). Florestas, Ambiente E Sustentabilidade: Uma Abordagem Centrada Nos Serviços De Ecossistema Das Florestas Do Distrito De Bragança. *CIMO - Centro de Investigação de Montanha*, 18.
- Betts, Ma., Forbes, G., Diamond, A., & Taylor, P. (2006). Independent Effects of Fragmentation on Forest Songbirds: An Organism-Based Approach. *Ecological Applications*, 16(3), 1076–1089.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *University of California*, 45(1), 5–32.
- Brown, C. W., Connor, L. N., Lillibridge, J. L., Nalli, N. R., & Legeckis, R. V. (2005). An Introduction to Satellite Sensors, Observations and Techniques. Em *Remote Sensing of Coastal Aquatic Environments* (pp. 21–50). Springer, Dordrecht. [https://doi.org/10.1007/1-4020-3100-9\\_2](https://doi.org/10.1007/1-4020-3100-9_2)
- Buyantuyev, A., & Wu, J. (2007). Effects of Thematic Resolution on Landscape Pattern Analysis. Em *Landscape Ecology* (Vol. 22, Número 1). <https://doi.org/10.1007/s10980-006-9010-5>
- Caballero, G. R., Platzeck, G., Pezzola, A., Casella, A., Winschel, C., Silva, S. S., Ludueña, E., Pasqualotto, N., & Delegido, J. (2020). Assessment of Multi-Date Sentinel-1 Polarizations and GLCM Texture

- Features Capacity for Onion and Sunflower Classification in an Irrigated Valley: An Object Level Approach. *Agronomy*, 10(6), 845. <https://doi.org/10.3390/agronomy10060845>
- Camps-Valls, G., Tuia, D., Gómez-Chova, L., Jiménez, S., & Malo, J. (2011). Remote Sensing Image Processing. Em A. C. Bovik (Ed.), *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*. Morgan & Claypool. <https://doi.org/10.2200/s00392ed1v01y201107ivm012>
- Cardille, J. A., White, J. C., Wulder, M. A., & Holland, T. (2012). Representative Landscapes in the Forested Area of Canada. *Environmental Management*, 49(1), 163–173. <https://doi.org/10.1007/s00267-011-9785-2>
- Casimiro, P. C. (2002). Uso do solo , Teledetecção e Estrutura da Paisagem Ensaio Metodológico – Concelho de Mértola. *GeoInova*, 6(ISSN: 0874-6540), 125–157.
- Cerasoli, S., Caldeira, M. C., Pereira, J. S., Caudullo, G., & Rigo, D. (2016). *Eucalyptus Globulus* and other Eucalypts in Europe: Distribution, Habitat, Usage and Threats. *European Atlas of Forest Tree Species*, 90–91.
- Chatziantoniou, A., Petropoulos, G. P., & Psomiadis, E. (2017). Co-Orbital Sentinel 1 and 2 for LULC Mapping with Emphasis on Wetlands in a Mediterranean Setting Based on Machine Learning. *Remote Sensing*, 9(12). <https://doi.org/10.3390/rs9121259>
- Chen, L., Wang, Y., Ren, C., Zhang, B., & Wang, Z. (2019). Assessment of Multi-Wavelength SAR and Multispectral Instrument Data for Forest Aboveground Biomass Mapping Using Random Forest Kriging. *Forest Ecology and Management*, 447, 12–25. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.05.057>
- Chitradevi, B., & Srimanthi, P. (2014). An Overview on Image Processing Techniques. *ISRN Signal Processing*, 2(11), 6466–6472.
- Chrysafis, I., Mallinis, G., Tsakiri, M., & Patias, P. (2019). Evaluation of Single-Date and Multi-Seasonal Spatial and Spectral Information of Sentinel-2 Imagery to Assess Growing Stock Volume of a Mediterranean Forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 77, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.12.004>
- Corona, P., Chirici, G., McRoberts, R. E., Winter, S., & Barbati, A. (2011). Contribution of Large-Scale Forest Inventories to Biodiversity Assessment and Monitoring. *Forest Ecology and Management*, 262(11), 2061–2069. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.08.044>
- Couto, P. (2004). Análise Factorial Aplicada a Métricas da Paisagem Definidas em FRAGSTATS. *Investigação Operacional*, 24(1), 109–137.
- Cushman, S. A., & McGarigal, K. (2008). Landscape Metrics, Scales of Resolution. Em T. P. K. von Gadow (Ed.), *Designing Green Landscapes* (pp. 33–51). Springer Science+Business Media B.V. 2008. [https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6759-4\\_2](https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6759-4_2)
- De Chant, T., Hernando Gallego, A., Velázquez Saornil, J., & Kelly, M. (2010). Urban Influence on Changes in Linear Forest Edge Structure. *Landscape and Urban Planning*, 96(1), 12–18. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.01.006>
- De Rigo, D., & Caudullo, G. (2016). *Quercus Ilex* in Europe : Distribution , Habitat , Usage and Threats. Em *European Atlas of Forest Tree Species*.
- De Souza Nogueira, I., Carlos Nabout, J., Eduardo Oliveira, J., & Duarte Silva, K. (2008). Diversidade (alfa, beta e gama) da comunidade fitoplanctônica de quatro lagos artificiais urbanos do município

- de Goiânia, GO. *Hoehnea*, 35(2), 219–233. <http://www.scielo.br/pdf/hoehnea/v35n2/v35n2a05.pdf>
- DGADR. (2020). *Direção-Geral de Agricultura e Desenvolvimento Rural*. <https://www.dgadr.gov.pt/nota-explicativa> Consultado:07/01/2021
- DGTerritório. (2019). *Especificações técnicas da Carta de uso e ocupação do solo (COS) de Portugal Continental para 2018*.
- Dobrinić, D., Gašparović, M., & Medak, D. (2021). Sentinel-1 and 2 Time-Series for Vegetation Mapping using Random Forest Classification: A Case Study of Northern Croatia. *Remote Sensing*, 13(12), 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs13122321>
- ENGESAT. (2020). *ENGESAT*. <http://www.engesat.com.br/> Consultado:16/03/2020
- ENVI. (2004). ENVI User's Guide. Em *Research Systems Software Vision* (Número September). Consultado:16/03/2020
- Ersoy Mirici, M., Satir, O., & Berberoglu, S. (2020). Monitoring the Mediterranean Type Forests and Land-use/Cover Changes using Appropriate Landscape Metrics and Hybrid Classification Approach in Eastern Mediterranean of Turkey. *Environmental Earth Sciences*, 79(21), 1–17. <https://doi.org/10.1007/s12665-020-09239-1>
- ESA. (2012). *ESA's radar observatory mission for GMES operational services* (K. Fletcher (ed.); Vol. 1). Consultado:16/03/2020
- ESA. (2015). *ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services* (K. Fletcher (ed.)). Consultado:16/03/2020
- ESA. (2016a). Sentinel-3: ESA's Global Land and Ocean Mission for GMES Operational Services. Em *ESA Special Publication* (Fletcher,). ESA Communications. Consultado:16/03/2020
- ESA. (2016b). *Sentinel Application Platform (SNAP) - Help*. Consultado:16/03/2020
- ESA. (2018). Sentinel-4 and Sentinel-5 Mission Overview and Implementation Status. Em *ESA Special Publication* (Número May). Consultado:16/03/2020
- ESA. (2020). *ESA*. <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2> Consultado:16/03/2020
- ESRI. (2019). *ArcGIS Desktop 10.7: ArcMap Functionality Matrix*. March, 51. <https://desktop.arcgis.com> Consultado:16/03/2020
- Fahrig, L. (2003). Effects of Habitat Fragmentation on Biodiversity. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 34, 487–515. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.34.011802.132419>
- Fahrig, L., Baudry, J., Brotons, L., Burel, F. G., Crist, T. O., Fuller, R. J., Sirami, C., Siriwardena, G. M., & Martin, J. L. (2011). Functional Landscape Heterogeneity and Animal Biodiversity in Agricultural Landscapes. *Ecology Letters*, 14(2), 101–112. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2010.01559.x>
- Farina, A. (2000). Integrated Approaches to Long-Term Studies of Urban Ecological Systems. *BioScience*, 50(4), 571–584. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2000\)050](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2000)050)
- Ferraz-de-Oliveira, M. I., Azeda, C., & Pinto-Correia, T. (2016). Management of Montados and Dehesas for High Nature Value: an Interdisciplinary Pathway. *Agroforestry Systems*, 90(1), 1–6. <https://doi.org/10.1007/s10457-016-9900-8>
- Ferreira, A. G., Gonçalves, A. C., Pinheiro, A. C., Gomes, C. P., Ilhéu, M., Neves, N., Ribeiro, N., & Santos, P. (2001). *Plano Específico de Ordenamento Florestal para o Alentejo* (A. G. Ferreira & A. C. Gonçalves (eds.)).

- Florenzano, T. G. (2008). Os Satélites e Suas Aplicações. Em *Os Satélites e Suas Aplicações* (SindCT).
- Flowers, B., Huang, K. T., & Aldana, G. O. (2020). Analysis of the habitat fragmentation of ecosystems in belize using landscape metrics. *Sustainability (Switzerland)*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/su12073024>
- Fonseca, A. D., & Fernandes, J. C. (2004). *Deteção Remota* (LIDEL).
- Forman, R. (1995). Some General Principles of Landscape and Regional Ecology. *Landscape Ecology*, 10(3), 133–142.
- Forman, R. T. T., & Godron, M. (1986). Landscape Ecology. Em *John Wiley and Sons*.
- Fureder, P. (2010). Topographic Correction of Satellite Images for Improved LULC Classification in Mountainous Areas. *10th International Symposium on High Mountain Remote Sensing Cartography*, 45, 187–194.
- Fynn, I. E. M., & Campbell, J. (2019). Forest Fragmentation Analysis From Multiple Imaging Formats. *Journal of Landscape Ecology*, 12(1), 1–15. <https://doi.org/10.2478/jlecol-2019-0001>
- Gadkari, D. (2004). *Image Quality Analysis Using GLCM*. University of Pune.
- Garmendia, A., Arroyo-Rodríguez, V., Estrada, A., Naranjo, E. J., & Stoner, K. E. (2013). Landscape and Patch Attributes Impacting Medium- and Large-Sized Terrestrial Mammals in a Fragmented Rain Forest. *Journal of Tropical Ecology*, 29(4), 331–344. <https://doi.org/10.1017/S0266467413000370>
- Godinho, S., Guiomar, N., & Gil, A. (2018). Estimating Tree Canopy Cover Percentage in a Mediterranean Silvopastoral Systems Using Sentinel-2A Imagery and the Stochastic Gradient Boosting Algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 39(14), 4640–4662. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1399480>
- Gonçalves, A. C., Afonso, A., Pereira, D. G., & Pinheiro, A. (2017). Influence of umbrella pine (*Pinus pinea* L.) stand type and tree characteristics on cone production. *Agroforestry Systems*, 91(6), 1019–1030. <https://doi.org/10.1007/s10457-016-9975-2>
- Gudmann, A., Csikós, N., Szilassi, P., & Mucsi, L. (2020). Improvement in Satellite Image-Based Land Cover Classification with Landscape Metrics. *Remote Sensing*, 12(3580), 1–19. <https://doi.org/10.3390/rs12213580>
- Harris, L. D. 1984. *The Fragmented Forest: Island Biogeography Theory and the Preservation of Biotic Diversity*. University of Chicago Press, Chicago, IL, 211 pp.
- Hawryło, P., Bednarz, B., Węzyk, P., & Szostak, M. (2018). Estimating Defoliation of Scots Pine Stands using Machine Learning Methods and Vegetation Indices of Sentinel-2. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 194–204. <https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1417745>
- Hayes, J. J., & Robeson, S. M. (2011). Relationships Between Fire Severity and Post-Fire Landscape Pattern Following a Large Mixed-Severity Fire in the Valle Vidal, New Mexico, USA. *Forest Ecology and Management*, 261(8), 1392–1400. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.01.023>
- Hernandez, I., Benevides, P., Costa, H., & Caetano, M. (2020). Exploring Sentinel-2 for Land Cover and Crop Mapping in Portugal. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43(B3), 83–89. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-83-2020>
- Houston Durrant, T., De Rigo, D., & Caudullo, G. (2016). *Quercus Suber* in Europe: Distribution, Habitat,

- Usage and Threats. *J. San-Miguel-Ayanz, et al. eds. European Atlas of Forest Tree Species. Luxembourg: European Union., 43(2), 164–165.*  
<http://www.springerlink.com/index/10.1007/BF00197868>
- IBM. (2017). *GPL Reference Guide for IBM SPSS Statistics Product Information.*
- Ienco, D., Gaetano, R., Interdonato, R., Ose, K., & Minh, D. H. T. (2019). Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 Time Series Via RNN for Object-Based Land Cover Classification. *IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 4881–4884.
- Isbaex, C., & Coelho, A. (2019). The Potential of Sentinel-2 Satellite Images for Land-Cover/Land-Use and Forest Biomass Estimation: A Review. Em *Forest Biomass - From Trees to Energy.*  
<https://doi.org/10.5772/intechopen.93363>
- Karasiak, N., Sheeren, D., Fauvel, M., Willm, J., Dejoux, J. F., & Monteil, C. (2017). Mapping Tree Species of Forests in Southwest France Using Sentinel-2 Image Time Series. *2017 9th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, MultiTemp 2017*, 2–5.  
<https://doi.org/10.1109/Multi-Temp.2017.8035215>
- Kayiranga, A., Kurban, A., Ndayisaba, F., Nahayo, L., Karamage, F., Ablekim, A., Li, H., & Ilniyaz, O. (2016). Monitoring Forest Cover Change and Fragmentation Using Remote Sensing and Landscape Metrics in Nyungwe-Kibira Park. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 04(11), 13–33. <https://doi.org/10.4236/gep.2016.411003>
- Kelly, M., Tuxen, K. A., & Stralberg, D. (2011). Mapping Changes to Vegetation Pattern in a Restoring Wetland: Finding Pattern Metrics that are Consistent Across Spatial Scale and Time. *Ecological Indicators*, 11(2), 263–273. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2010.05.003>
- Khudinyan, M. (2019). *The Use of Remotely Sensed Data for Forest Biomass Monitoring: A Case of Forest Sites in North-Eastern Armenia* [Nova University of Lisbon].  
<https://run.unl.pt/bitstream/10362/63694/1/TGEO0209.pdf>
- Kintz, D. B., Young, K. R., & Crews-Meyer, K. A. (2006). Implications of Land Use/Land Cover Change in the Buffer Zone of a National Park in the Tropical Andes. *Environmental Management*, 38(2), 238–252. <https://doi.org/10.1007/s00267-005-0147-9>
- Kobayashi, N., Tani, H., Wang, X., & Sonobe, R. (2020). Crop Classification Using Spectral Indices Derived From Sentinel-2A Imagery. *Journal of Information and Telecommunication*, 4(1), 67–90.  
<https://doi.org/10.1080/24751839.2019.1694765>
- Kupidura, P. (2019). The Comparison of Different Methods of Texture Analysis for Their Efficacy for Land Use Classification in Satellite Imagery. *Remote Sensing*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/rs11101233>
- Lausch, A., & Herzog, F. (2002). Applicability of Landscape Metrics for the Monitoring of Landscape Change: Issues of Scale, Resolution and Interpretability. *Ecological Indicators*, 2(1–2), 3–15.  
[https://doi.org/10.1016/S1470-160X\(02\)00053-5](https://doi.org/10.1016/S1470-160X(02)00053-5)
- Li, H., & Wu, J. (2004). Use and Misuse of Landscape Indices. *Landscape Ecology*, 19(4), 389–399.  
<https://doi.org/10.1023/B:LAND.0000030441.15628.d6>
- Li, X., He, H. S., Bu, R., Wen, Q., Chang, Y., Hu, Y., & Li, Y. (2005). The Adequacy of Different Landscape Metrics for Various Landscape Patterns. *Pattern Recognition*, 38(12), 2626–2638.  
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2005.05.009>

- Liu, Y., Gong, W., Hu, X., & Gong, J. (2018). Forest Type Identification with Random Forest using Sentinel-1A, Sentinel-2A, Multi-Temporal Landsat-8 and DEM Data. *Remote Sensing*, 10(6), 1–25. <https://doi.org/10.3390/rs10060946>
- Macedo, F. L., Sousa, A. M. O., Gonçalves, A. C., Marques da Silva, J. R., Mesquita, P. A., & Rodrigues, R. A. F. (2018). Above-Ground Biomass Estimation for *Quercus Rotundifolia* using Vegetation Indices Derived from High Spatial Resolution Satellite Images. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 932–944. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1521250>
- Malinowska, E., & Szumacher, I. (2013). Application of landscape metrics in the evaluation of geodiversity. *Miscellanea Geographica*, 17(4), 28–33. <https://doi.org/10.2478/v10288-012-0045-y>
- Marcussi, A. B., Bueno, C. R. P., Miqueloni, D. P., & Arraes, C. L. (2010). Utilização de Índices de Vegetação para os Sistemas de Informação Geográfica. *Caminhos de Geografia*, 11(35), 41–53.
- Martins, R. N., Abrahão, S. A., Ribeiro, D. P., Colares, A. P. F., & Zanella, M. A. (2018). Spatio-temporal Analysis of Landscape Patterns in the Catolé Watershed, Northern Minas Gerais. *Revista Arvore*, 42(4). <https://doi.org/10.1590/1806-90882018000400007>
- Mcgarigal, K., Cushman, S. ., & Neel, M. C. . (2015). FRAGSTATS Help. Em *ResearchGate: Vol. 3.3*. <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>
- Mcgarigal, K., Cushman, S. ., & Regan, C. (2005). Quantifying Terrestrial Habitat Loss and Fragmentation: A Protocol. Em *Holdsworth Natural Resources Center* (Número 413). [http://www.umass.edu/landeco/teaching/landscape\\_ecology/labs/fragprotocol.pdf](http://www.umass.edu/landeco/teaching/landscape_ecology/labs/fragprotocol.pdf)
- McGarigal, K., & Marks, B. (1995). *FRAGSTATS Manual: Spatial Pattern Analysis Program for Quantifying Landscape Structure* (Número August). url: <ftp://ftp.fsl.orst.edu/pub/fragstats>
- McGarigal, Kevin, Tagil, S., & Cushman, S. A. (2009). Surface Metrics: An Alternative to Patch Metrics for the Quantification of Landscape Structure. *Landscape Ecology*, 24(3), 433–450. <https://doi.org/10.1007/s10980-009-9327-y>
- McHaffie, P., Hwang, S., Follett, C., McHaffie, P., Hwang, S., & Follett, C. (2018). Introduction to Remote Sensing and Image Processing. Em *IDRISI Guide to GIS and Image Processing* (pp. 239–270). <https://doi.org/10.1201/9780429441028-9>
- Meyer, L. H., Heurich, M., Beudert, B., Premier, J., & Pflugmacher, D. (2019). Comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 data for Êstimation of Leaf Area Index in Temperate Forests. *Remote Sensing*, 11(10), 1–6. <https://doi.org/10.3390/rs11101160>
- Murphy, H. T., & Lovett-Doust, J. (2004). Context and Connectivity in Plant Metapopulations and Landscape Mosaics: Does the Matrix Matter? *Oikos*, 105(1), 3–14. <https://doi.org/10.1111/j.0030-1299.2004.12754.x>
- Mustapha., R., Lim, S. H., & MatJafri, Z. M. (2012). Analysis of Land Cover Classification in Arid Environment: A Comparison Performance of Four Classifiers. Em *Remote Sensing of Planet Earth* (School of). <https://doi.org/10.5772/33679>
- Nova, E., Romeu, J., Torres, F., Pablos, M., Riera, J. M., Broquetas, A., & Jofre, L. (2013). Radiometric and Spatial Resolution Constraints in Millimeter-Wave Close-Range Passive Screener Systems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(4), 2327–2336. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2211025>



- Nunes, R. C. (2017). *Automatic Crop Classification in Alentejo Region using Landsat-8 vs Sentinel Imagery*. Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa.
- Pageot, Y., Baup, F., Inglada, J., Baghdadi, N., & Demarez, V. (2020). Detection of Irrigated and Rainfed Crops in Temperate Areas using Sentinel-1 and Sentinel-2 Time Series. *Remote Sensing*, 12(18), 1–20. <https://doi.org/10.3390/RS12183044>
- Pelletier, C., Valero, S., Inglada, J., Champion, N., & Dedieu, G. (2016). Assessing the Robustness of Random Forests to Map Land Cover with High Resolution Satellite Image Time series over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 187, 156–168. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.010>
- Peng, J., Wang, Y., Ye, M., Wu, J., & Zhang, Y. (2007). Effects of Land-Use Categorization on Landscape Metrics: A case Study in Urban Landscape of Shenzhen, China. *International Journal of Remote Sensing*, 28(21), 4877–4895. <https://doi.org/10.1080/01431160601075590>
- Plexida, S. G., Sfougaris, A. I., Ispikoudis, I. P., & Papanastasis, V. P. (2014). Selecting Landscape Metrics as Indicators of Spatial Heterogeneity-Acomparison Among Greek Landscapes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26(1), 26–35. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.05.001>
- PPS. (2020). *Parceria Portuguesa para o Solo*. <https://parceriaptsolo.dgadr.gov.pt/parceria-4/painel-tecnico-cientifico-da-pps-2> Consultado:07/01/2021
- QGIS. (2021). *QGIS Desktop 3.16 User Guide*. Consultado:16/03/2020
- Rex, F. E., Dalla Corte, A. P., Satomi Kazama, V., & Sanquetta, C. R. (2018). Análise Métrica Da Cobertura Florestal Da Bacia Hidrográfica Do Rio Pequeno - Pr. *BIOFIX Scientific Journal*, 3(1), 184. <https://doi.org/10.5380/biofix.v3i1.58382>
- Ribeiro, S. C., & Lovett, A. (2009). Associations Between Forest Characteristics and Socio-Economic Development: A case Study From Portugal. *Journal of Environmental Management*, 90(9), 2873–2881. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2008.02.014>
- Roberts, D., Gurgel, H., Luis, J., Pereira, G., & Batista, G. T. (2001). Métricas da Paisagem na Caracterização da Evolução da Ocupação da Amazônia. *GEOGRAFIA*, 26, 59–90.
- Rocchini, D., Perry, G. L. W., Salerno, M., Maccherini, S., & Chiarucci, A. (2006). Landscape change and the dynamics of open formations in a natural reserve. *Landscape and Urban Planning*, 77(1–2), 167–177. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2005.02.008>
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An Assessment of the Effectiveness of a Random Forest Classifier for Land-Cover Classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67(1), 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- Sano, M., Miyamoto, A., Furuya, N., & Kogi, K. (2009). Using Landscape Metrics and Topographic Analysis to Examine Forest Management in a Mixed Forest, Hokkaido, Japan: Guidelines for Management Interventions and Evaluation of Cover Changes. *Forest Ecology and Management*, 257(4), 1208–1218. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.10.005>
- Sarker, L. R., & Nichol, J. E. (2011). Improved Forest Biomass Estimates using ALOS AVNIR-2 Texture Indices. *Remote Sensing of Environment*, 115(4), 968–977. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.11.010>
- Saura, S., & Martínez-Millán, J. (2001). Sensitivity of Landscape Pattern Metrics to Map.

- PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING & REMOTE SENSING*, 67, 1027–1036.  
[https://doi.org/10.1007/978-88-470-2868-5\\_12](https://doi.org/10.1007/978-88-470-2868-5_12)
- Schindler, S., Poirazidis, K., & Wrba, T. (2008). Towards a Core Set of Landscape Metrics for Biodiversity Assessments: A Case Study from Dadia National Park, Greece. *Ecological Indicators*, 8(5), 502–514. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2007.06.001>
- Schmera, D., Árvai, D., Boda, P., Bódis, E., Bolgovics, Á., Borics, G., Csercsa, A., Deák, C., Krasznai, E., Lukács, B. A., Mauchart, P., Móra, A., Sály, P., Specziár, A., Süveges, K., Szivák, I., Takács, P., Tóth, M., Várbiro, G., ... Erős, T. (2018). Does Isolation Influence the Relative Role of Environmental and Dispersal-Related Processes in Stream Networks? An Empirical Test of the Network Position Hypothesis using Multiple Taxa. *Freshwater Biology*, 63(1), 74–85. <https://doi.org/10.1111/fwb.12973>
- Shao, G., & Wu, J. (2008). On the Accuracy of Landscape Pattern Analysis using Remote Sensing Data. *Landscape Ecology*, 23(5), 505–511. <https://doi.org/10.1007/s10980-008-9215-x>
- Silva, A. N., Lira, C., Taborda, R., Dias, E., Catalão, C., & Amorim, A. (2016). *Sistemas de Informação Geográfica: Análise Espacial* (F. de C. da U. de L. Instituto Dom Luiz, Departamento de Geologia (ed.); DGRM). [https://www.sophia-mar.pt/pt/recursos\\_pedagogicos/5](https://www.sophia-mar.pt/pt/recursos_pedagogicos/5)
- Singh, J. S. (2002). The Biodiversity Crisis: A Multifaceted Review. *Current Science*, 82(6), 638–647. <https://doi.org/10.17129/botsci.5>
- Singh, J. S., Roy, P. S., Murthy, M. S. R., & Jha, C. S. (2010). Application of landscape ecology and remote sensing for assessment, monitoring and conservation of biodiversity. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 38(3), 365–385. <https://doi.org/10.1007/s12524-010-0033-7>
- Soeiro de Carvalho, P. ;, Ribeiro, J. F. E., Martins, N., Domingos, E., Escária, S., Trindade, R., & Barradas, S. (2008). *Territórios Em Transformação*.
- Solymosi, K., Kövér, G., & Romvári, R. (2019). The Development of Vegetation Indices: a Short Overview. *Acta Agraria Kaposváriensis*, 23(1), 75–90. <https://doi.org/10.31914/aak.2264>
- Sousa, A., & Marques da Silva, J. R. . (2017). *Conceitos Teóricos de Detecção Remota* (Departamento de Engenharia Rural (ed.); Universida de Évora).
- Sowmya, D. R., Shenoy, P. D., & Venugopal, K. R. (2017). Remote Sensing Satellite Image Processing Techniques for Image Classification: A Comprehensive Survey. *International Journal of Computer Applications*, 161(11), 975–8887.
- Spoto, F., Sy, O., Laberinti, P., Martimort, P., Fernandez, V., Colin, O., Hoersch, B., & Meygret, A. (2012). Overview of Sentinel-2. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 432, 1707–1710. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2012.6351195>
- Tech, V., Britt, K., & McGee, J. (2019). An Introduction to Google Earth Pro. Em *Geospatial Extension Program*. <https://www.paulamoraga.com/tutorial-gee/>
- Thinkabail, P. S. (2016). Remotely Sensed Data Characterization, Classification, and Accuracies. Em L. Taylor & Francis Group (Ed.), *Remote Sensing Handbook* (Vol. 1). <https://doi.org/10.1201/b19294>
- Tscharntke, T., Tylianakis, J. M., Rand, T. A., Didham, R. K., Fahrig, L., Batáry, P., Bengtsson, J., Clough, Y., Crist, T. O., Dormann, C. F., Ewers, R. M., Fründ, J., Holt, R. D., Holzschuh, A., Klein, A. M., Kleijn, D., Kremen, C., Landis, D. A., Laurance, W., ... Westphal, C. (2012). Landscape Moderation

- of Biodiversity Patterns and Processes - Eight Hypotheses. *Biological Reviews*, 87(3), 661–685. <https://doi.org/10.1111/j.1469-185X.2011.00216.x>
- Turner, M. G. (1990). Spatial and temporal analysis of landscape patterns. *Landscape Ecology*, 4(1), 21–30.
- Turner, M. G., & Gardner, R. H. (2015). *Landscape Ecology in Theory and Practice*. Em Springer (Ed.), *Pattern and Process* (Second Edi). <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2794-4>
- Turner, M. G., O'Neill, R. V., Gardner, R. H., & Milne, B. T. (1989). Effects of Changing Spatial Extent on Landscape Pattern Analysis. *Landscape Ecology*, 3, 153–162. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/BF00131534.pdf>
- USA. (2010). *National Space Policy of the United States of America*. Washington, DC: United States Federal Government.
- Uuemaa, E., Mander, Ü., & Marja, R. (2013). Trends in the Use of Landscape Spatial Metrics as Landscape Indicators: A review. *Ecological Indicators*, 28, 100–106. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2012.07.018>
- Uuemaa, E., & Oja, T. (2017). Mapping the Abstractions of Forest Landscape Patterns. Em *Mapping Forest Landscape Patterns* (pp. 213–261). <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-7331-6>
- Valente, R. D. O. A., & Vettorazzi, C. A. (2002). Análise da Estrutura da Paisagem na Bacia do Rio Corumbataí, SP Landscape Structure Analysis of the Corumbataí River Basin, SP. *Scientia*, 62, 114–129.
- Viera, A. J., & Garrett, J. M. (2005). Understanding Interobserver Agreement: The Kappa Statistic. *Family Medicine*, 37(5), 360–363. [http://www1.cs.columbia.edu/~julia/courses/CS6998/Interrater\\_agreement.Kappa\\_statistic.pdf](http://www1.cs.columbia.edu/~julia/courses/CS6998/Interrater_agreement.Kappa_statistic.pdf)
- Vilmi, A., Karjalainen, S. M., Hellsten, S., & Heino, J. (2016). Bioassessment in a Metacommunity Context: Are Diatom Communities Structured Solely by Species Sorting? *Ecological Indicators*, 62, 86–94. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.11.043>
- Voute, C. (1982). Fundamentals of Remote Sensing. Em *Canada Centre for Remote Sensing* (pp. 37–44). <https://doi.org/10.4324/9781315610139-13>
- Wiens, J. A. (1989). Spatial Scaling in Ecology. *Functional Ecology*, 3(4), 385–397.
- Wiens, J. A., Stenseth, N. C., Horne, B. V., & Ims, R. A. (1993). Ecological Mechanisms and Landscape Ecology. *Oikos*, 66(3), 369–380.
- Woodcock, C. E., & Strahler, A. H. (1987). The Factor of Scale in Remote Sensing. *Remote Sensing of Environment*, 21(3), 311–332. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(87\)90015-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(87)90015-0)
- Wu, J., Shen, W., Sun, W., & Tueller, P. T. (2002). Empirical Patterns of the Effects of Changing Scale on Landscape Metrics. *Annals of Operations Research*, 17, 761–782. <https://doi.org/10.1023/A>
- Yang, J. (2007). *Measurement of Agreement for Categorical Data* (Número August). The Pennsylvania State University.