



INSTITUTO POLITÉCNICO
DE VIANA DO CASTELO

Alda Fernandes Duarte

PRODUÇÃO DE CARTAS DE OCUPAÇÃO DO SOLO COM DADOS LIDAR: Avaliação dos níveis de informação necessários

Mestrado em Gestão Ambiental e Ordenamento do Território

Trabalho efectuado sob orientação do:

Professor David Miranda Barrós

Professor Joaquim Mamede Alonso

Professor Cláudio da Costa Paredes

Dezembro de 2012

As doutrinas expressas neste documento são da exclusiva responsabilidade do autor.

“O único lugar onde o sucesso vem antes do trabalho é no dicionário.”

Albert Einstein

ÍNDICE

RESUMO.....	i
ABSTRACT	v
AGRADECIMENTOS.....	vi
ABREVIATURAS	vii
ÍNDICE DE QUADROS.....	viii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	ix
1. INTRODUÇÃO.....	1
2. CARACTERÍSTICAS E PROCESSAMENTO DOS DADOS LIDAR	5
2.1. A tecnologia LIDAR	5
2.1.1. Componentes do sistema ALS	10
2.1.2. Dados LiDAR.....	14
2.2. Tratamento e processamento dos dados LIDAR	16
2.2.1. Captura dos dados LiDAR	16
2.2.2. Pré – processamento dos dados LiDAR	17
2.2.3. Pós – processamento dos dados LiDAR.....	18
2.2.4. Principais produtos obtidos.....	21
2.3. Métodos de Selecção de Características.....	23
2.3.1. Métodos ou índices de separabilidade.....	25
2.4. Validação da informação gerada	30
2.4.1. Validação altimétrica.....	31
2.4.2. Validação temática	33
3. METODOLOGIA.....	36
3.1. Área de estudo	36
3.2. Informação de base	37
3.3. <i>Softwares</i> utilizados.....	39
3.4. Processamento dos dados LiDAR	41
3.1.1. Modelo Digital do Terreno.....	44
3.1.2. Modelo Digital de Superfície	46
3.1.3. Modelo Digital de Superfície Normalizado	46
3.1.4. Imagem de Intensidade	47
3.1.5. Declives.....	47
3.1.6. Exposições solares.....	47
3.1.7. Diferença entre primeiro e último retorno.....	48

3.1.8.	Diferença entre o Modelo Digital de Superfície normalizado do ano 2004 e 2010	48
3.1.9.	Validação altimétrica da informação gerada	49
3.2.	Métodos de selecção de características	50
3.2.1.	Eleição das amostras ou áreas de treino	50
3.2.2.	Diagramas de sobreposição espectral entre Categorias de Ocupação do Solo	51
3.2.3.	Análise da separabilidade.....	52
3.3.	Modelo conceptual de classificação em árvore de decisão através do <i>software</i> R 2.13.0	53
3.3.1.	Geração da árvore de decisão.....	54
3.3.2.	Validação da árvore de decisão.....	55
4.	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	56
4.1.	Processamento dos dados LiDAR	56
4.1.1.	Modelo Digital do Terreno.....	56
4.1.2.	Modelo Digital de Superfície	58
4.1.3.	Modelo Digital de Superfície Normalizado	59
4.1.4.	Imagem de Intensidade	61
4.1.5.	Declives.....	62
4.1.6.	Orientações Solares	63
4.1.7.	Diferença entre primeiro e último retorno.....	64
4.1.8.	Diferença entre o Modelo Digital de Superfície normalizado (2010/ 2004).	66
4.1.9.	Validação altimétrica da informação	67
4.1.9.1.	Validação do MDT a partir de pontos de controlo (PC)	67
4.1.9.2.	Validação do MDT a partir da nuvem pontos LiDAR.....	70
4.2.	Métodos de selecção das características.....	72
4.2.1.	Definição das amostras ou áreas de treino.....	73
4.2.2.	Análise das amostras e da sobreposição espectral entre COS.....	74
4.2.3.	Seleção de características pela aplicação dos métodos de separabilidade Divergência Transformada e da Distância de Jeffreis -Matusita..	78
4.3.	Modelo conceptual de classificação em árvore de decisão.....	85
4.3.1.	Árvore de decisão.....	85
4.3.2.	Validação temática	86
4.3.2.1.	Validação Cruzada	87
4.3.2.2.	Validação da classificação.....	89
5.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	91

6. BIBLIOGRAFIA.....	93
----------------------	----

RESUMO

O desenvolvimento de novos métodos, técnicas e tecnologias de cartografar o território, revelam-se ferramentas determinantes na gestão e no planeamento sustentável do território. A tecnologia LiDAR tem demonstrado resultados favoráveis nesta temática, incorporando elevados graus de precisão e exactidão posicional assim como, de qualidade temática à cartografia produzida.

Com este trabalho experimental pretendeu-se avaliar quais os níveis de informação, derivados de dados LiDAR, necessários para a produção de cartografia de ocupação do solo, considerando um total de sete classes (Edifícios, Solo Nu, Zonas Pavimentadas, Vegetação alta, Vegetação Baixa, Vegetação Jovem e Zonas desflorestadas).

Este exercício implicou a utilização de técnicas de selecção de características, como os índices de separabilidade, mais concretamente o método da Divergência Transformada e a Distância de Jeffreys-Matusita para a avaliação da separabilidade das classes de ocupação do solo. Com o modelo conceptual de classificação de imagens em árvore de decisão pretendeu-se identificar a percentagem de amostras classificadas correctamente, avaliando-se a qualidade das amostras seleccionadas para uma possível classificação de imagens.

Os resultados obtidos demonstraram que todas as classes de ocupação do solo podem ser discriminadas, à excepção das classes Vegetação Baixa e Solo Nu considerando uma combinação entre cinco níveis informacionais: *i*) o Modelo Digital de Superfície normalizado (2004); *ii*) Imagem de Intensidade (2004); *iii*) Declives (2004); *iv*) diferença entre primeiro e último retorno (2004) e; *v*) diferença entre Modelos Digitais de Superfície normalizado. Os valores médios de separabilidade obtidos para o método da DT e da DJM foram, respectivamente, de 1,99 e 1,97. Considerando o método de validação cruzada das amostras verificou-se uma precisão da classificação de 92,4% já pelo método de validação considerando um conjunto de amostras externas ou independentes obteve-se uma precisão da classificação de 90%.

Palavras-chave: *LiDAR; Classificação de imagens; Separabilidade; Exactidão vertical; Árvores de decisão.*

ABSTRACT

The development of new methods, technologies and techniques of mapping the territory show up determinants tools in the management and sustainable land planning. LiDAR technology has shown favorable results in this subject, incorporating in produced cartography high degrees of precision and positional accuracy.

This experimental study sought to assess what levels of information, derived from LiDAR data, is necessary for the production of land use cartography, considering a total of seven classes (buildings, bare-earth, pavement, high vegetation, low vegetation, young vegetation and harvested forest).

This exercise use techniques of feature selection, as the indices of separability, more specifically the method of transformed divergence and distance of Jeffreis-Matusita, for evaluating the separability of land cover. We calculated a conceptual model of image classification in decision tree to evaluate the correctly classified samples percentage, allowing to analyze the quality of the selected samples for a possible image classification.

The results showed that all classes of land cover can be discriminated, except bare earth and low vegetation classes, considering a five informational levels combination: i) the normalized Digital Surface Model (2004), ii) Intensity image (2004), iii) Slopes (2004), iv) difference between first and last pulse (2004) and v) difference between normalized Digital Surface Models. The mean values obtained for the separability method of Transformed Divergence and distance Jeffreis-Matusita were, respectively, 1.99 and 1.97. Considering the cross validation method there was a classification accuracy of 92.4% already by the validation method considering a set of external or independent samples obtained a classification accuracy of 90%.

Key Words: LiDAR; Images Classification; Separability; Vertical accuracy; Decision Tree.

AGRADECIMENTOS

Os meus agradecimentos sinceros vão para aqueles que de uma forma directa ou indirecta, contribuíram para a eficiente realização deste trabalho.

A todos os elementos do grupo de trabalho do LaboraTE - USC, pelo apoio demonstrado na resolução de questões fundamentais, particularmente ao Eng^o David Miranda, orientador externo, e Eng^a Sandra Buján, pela transmissão de conhecimentos técnicos, de extrema relevância para a execução deste trabalho e pela amizade atestada. Sem esquecer os restantes elementos que compõem o grupo de trabalho, pelo companheirismo e apoio demonstrado. Muito obrigada!

Ao Eng^o Joaquim Alonso e Eng^o Cláudio Paredes, respectivamente, orientador e co-orientador deste trabalho, pelo incentivo, orientação, transmissão de sabedoria, experiência e encaminhamento ao longo da realização deste trabalho e do meu percurso académico.

Aos meus colegas de mestrado, pelos grandes momentos de amizade, companheirismo e partilha vividos ao longo desta jornada.

Por último e não menos importante agradeço à minha mãe e irmã, pelo apoio incondicional e confiança, pelo incentivo e compreensão, sem as quais esta meta teria sido mais difícil de concretizar.

A todos o meu muito obrigado!

ABREVIATURAS

ALS – *Airborne Laser Scâner* (Inglês)

ASI – Arranjos de Sensores Inerciais

ASPRS – *American Society of Photogrammetry and Remote Sensing* (Inglês)

BDG – Base de Dados Geográfica

COS – Classes de Ocupação do Solo

DT – Divergência Transformada

DJM – Distância de Jeffreis-Matusita

EMAS – *Engineering Map Accuracy Standard* (Inglês)

ESRI - *Environmental Systems Research Institute*

FP – *First Pulse* (Inglês)

GPS – *Global Positioning System*

II – Imagem de Intensidade

LADAR - *Laser Detection and Ranging* (Inglês)

LAS - *Log ASCII Standard*

LASER – *Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation* (Inglês)

LDV - *Lidar Data Viewer* (Inglês)

LiDAR – *Ligth Detection and Ranging* (Inglês)

LP – *Last Pulse* (Inglês)

MDA – Modelo Digital de Alturas

MDE – Modelo Digital de Elevação

MDS – Modelo Digital de Superfície

MDT – Modelo Digital do Terreno

MDSn – Modelo Digital de Superfície normalizado

ND – Números Digitais

NMAS – *National Map Accuracy Standard* (Inglês)

NSSDA – *National Standardfor Spatial Data Accuracy* (Inglês)

PC – Pontos de Controlo

RADAR – *Radio Detection and Ranging* (Inglês)

SNI – Sistema de Navegação Inercial

TIN – *Triangulated Irregular Network* (Inglês)

UMI – Unidade de Medição Inercial

ÍNDICE DE QUADROS

Quadro 2.1 – Identificação e descrição dos possíveis formatos que os dados LIDAR podem assumir.....	16
Quadro 3.1 – Informação de base utilizada.....	37
Quadro 3.2 - Características dos sensores	38
Quadro 3.3 – Descrição dos parâmetros utilizados pelo comando GROUNDFILTER do FUSION/LDV.....	44
Quadro 3.4 - Descrição dos parâmetros utilizados para o comando GRIDSURFACECREATE do FUSION/LDV.....	45
Quadro 3.5 - Matriz de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004 e Intensidade 2004, segundo o método da DT e DJM.....	53
Quadro 4.1 – Características da depuração dos pontos LiDAR de cada conjunto de dados multitemporal.....	57
Quadro 4.2 – Descrição das variáveis do GROUNDFILTER utilizadas a derivação do MDT para os conjuntos de dados multitemporais LiDAR do ano 2004 e ano 2010.	58
Quadro 4.3 – Apresentação do valor de RMSE e de Precisão do MDT de algumas tentativas e da opção escolhida.	70
Quadro 4.4 – Características dos pontos de controlo LiDAR selecionados para a validação do MDT.	71
Quadro 4.5 – Discriminação dos valores de RMSE e precisão obtidos para cada classe de ocupação do solo	72
Quadro 4.6 – Descrição das combinações de níveis de informação para a análise da separabilidade pelos métodos da DT e da distância de J-M.....	78
Quadro 4.7 – Valores médios do método de DT e do método da distância de J-M. ...	83
Quadro 4.8 – Descrição das percentagens de amostras corretamente classificadas, da média e mediana acumulada, para o conjunto de amostras internas e um total de 20 repetições.	87, 88
Quadro 4.9 - Descrição das percentagens de amostras corretamente classificadas, da média e mediana acumulada, para o conjunto de amostras externas e um total de 20 repetições.	89

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 – Diferenças de comportamento entre os sistemas <i>full waveform</i> e <i>discrete return</i>	6
Figura 2.2 - a) Medição do terreno pela aplicação de técnicas fotogramétricas; b) Medição do terreno por aplicação da tecnologia LiDAR	8
Figura 2.3 – Organização dos componentes de um sistema Airborne Laser Scanner.	10
Figura 2.4 – Exemplo de componentes de um Sistema Inercial de Navegação	12
Figura 2.5 – Demonstração da estrutura e funcionamento dos componentes básicos de um sistema LiDAR.....	13
Figura 2.6 – Padrão de levantamento, utilizado pelo sistema scâner a laser, do tipo “ <i>dente de serra</i> ”	14
Figura 2.7 – Descrição do funcionamento dos pulsos laser emitidos pelo sistema ALS.	15
Figura 2.8 – Demonstração do procedimento de filtragem ou classificação de uma nuvem de dados LiDAR.	18
Figura 2.9 - Fluxograma de pós-processamento dos dados LiDAR.....	19
Figura 2.10 – Comportamento da função de peso p	20
Figura 2.11 – a) probabilidade de uma classificação correta em função da separação espectral entre classes; b) método da Divergência em função da separação espectral de classes	28
Figura 2.12 – Distância de Jeffries-Matusita em função da distância média entre classes espectrais.....	29
Figura 2.13 – Divergência Transformada em função da probabilidade da classificação ser correta.....	30
Figura 2.14 – Extrato e destaque para o índice de precisão linear ou vertical para um grau de confiança de 95%.....	32
Figura 3.1 – Enquadramento geográfico e pormenor da localização da área de estudo.	37
Figura 3.2 – Representação do comportamento dos sistemas laser adotados.....	39
Figura 3.3 – Descrição da metodologia adotada no processamento dos dados, considerando dois conjuntos multitemporais de dados LiDAR (2004/2010).	43
Figura 3.4 – Descrição dos valores em graus assumidos por cada orientação solar..	48
Figura 3.5 - Modelo concetual da metodologia adotada para o processamento dos dados de amostragem na análise da separabilidade.....	50
Figura 3.6 – Identificação da estrutura organizacional de um diagrama de caixas ou Boxplot.....	52

Figura 3.7 – Exemplificação da organização de um ficheiro .txt para ser posteriormente carregado em ENVI.	53
Figura 3.8 – Exemplo de um classificador de árvore de decisão.	54
Figura 4.1. – Representação temática do Modelo Digital do Terreno para o ano de 2004 e 2010.	56
Figura 4.2 – Representação da superfície obtida antes (a) e depois (b) da aplicação do processo de filtragem do conjunto de dados do ano 2004.	58
Figura 4.3 - Representação do MDS para o ano de 2004 e 2010.	59
Figura 4.4 – Representação do MDSn para os respectivos anos em estudo, 2004 e 2010.	61
Figura 4.5 – Representação da Imagem de Intensidade para o ano 2004.	62
Figura 4.6 – Representação dos Declives para o ano 2004 e ano 2010 e da diferença entre os Declives do ano 2004 e 2010	63
Figura 4.7 - Representação das Exposições Solares para o ano 2004 e ano 2010 e da diferença entre os níveis das Exposições Solares.	64
Figura 4.8 – Representação da diferença entre primeiro e último retorno	66
Figura 4.9 – Representação da diferença entre MDSn do ano 2010 e 2004.	67
Figura 4.10 – Diferença de cotas observadas entre os valores dos PC e os valores médios do MDT do ano 2004.	68
Figura 4.11 – Diferença de cotas observadas entre os valores dos PC e os valores médios do MDT do ano 2010.	69
Figura 4.12 – Perspectiva e pormenor da distribuição espacial do erro médio quadrático calculado para o MDT, segundo um conjunto de dados LiDAR com diferença entre primeiro e último retorno de 5mm.	72
Figura 4.13 – Distribuição espacial das áreas de treino seleccionadas de acordo com as classes de ocupação do solo.	73
Figura 4.14 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o Modelo Digital de Superfície normalizado para o ano 2004.	74
Figura 4.15 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o nível informacional da Intensidade de 2004.	75
Figura 4.17 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionadas segundo o nível dos Declives do ano 2004.	76
Figura 4.18 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o nível de informação da diferença entre os MDS normalizados para cada ano em estudo (2004/2010).	77
Figura 4.19 – Avaliação da Separabilidade entre sete classes de ocupação do solo para combinações de dois níveis de informação.	80
Figura 4.20 – Avaliação da Separabilidade entre sete classes de ocupação do solo para combinações de três níveis (continuação).	81

Figura 4.21 – Avaliação da Separabilidade entre sete classes de ocupação do solo para combinações de quatro e cinco níveis informacionais.	83
Figura 4.22 – Comportamento dos valores médios e medianos acumulados do método DT e JM, considerando as respectivas combinações de níveis.	84
Figura 4.23 – Modelo conceptual de classificação em árvore de decisão obtida a partir do <i>software</i> R 2.13.0.	86
Figura 4.24 – Demonstração das principais medidas de avaliação da precisão da classificação, calculadas em ambiente R.	87
Figura 4.25 - Distribuição dos valores de amostragem (%) correctamente classificados, considerando o conjunto de amostras internas.	88
Figura 4.26 - Distribuição dos valores de amostragem (%) correctamente classificados, considerando um conjunto de amostras seleccionadas por outro utilizador.....	90

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento e evolução de técnicas, tecnologias e métodos de planeamento e ordenamento do território, constituem actualmente o conjunto de ferramentas essencial de apoio à tomada de decisão, promovendo a aplicação de boas práticas na gestão ambiental, imprescindíveis para um desenvolvimento sustentável assente nos três pilares fundamentais; social, económico e ambiental.

O princípio transversal para uma melhor gestão do território é conhecer aquilo que existe. Apenas podemos gerir e proteger aquilo que conhecemos. Assim o conhecimento do território opera como princípio fundamental para um melhor planeamento e ordenamento do território, com vista à conservação do território e dos recursos naturais e à disciplinação das actividades humanas.

A produção de cartografia de ocupação do solo tem suscitado a exploração de técnicas e métodos distintos com base na evolução de processos de captura e processamento de dados. A fotogrametria e a deteção remota são exemplos destas correntes tecnológicas que propiciam a disponibilização de conjuntos de informação relativa à estrutura e distribuição dos sistemas e recursos sobre a superfície do terreno.

A tecnologia LiDAR ou sistemas *Airborne Laser Scanner* (ALS) tem-se apresentado como uma opção válida para o levantamento de dados da superfície do terreno onde técnicas convencionais como a fotogrametria têm enfrentado dificuldades (Zandoná, 2006; Zandoná *et al.*, 2005).

Reutebuch *et al.*, (2005) “*considera que a grande revolução na utilização deste tipo de tecnologia activa prende-se com a possibilidade de efectuar medições tridimensionais de estruturas, como seja, a superfície do terreno, vegetação e infra-estruturas e ainda de permitir a separação entre dados/informação bioespaciais (relativos à vegetação) e dados geoespaciais (relativos à superfície do terreno)*”.

No seguimento deste propósito e considerando a precisão que esta tecnologia aporta, que a generalização do uso da tecnologia LiDAR na aquisição de dados topográficos a grande escala é actualmente uma realidade inquestionável acerca da captura de informação geográfica (Seco, 2007).

Em Portugal, a principal aplicação da tecnologia LiDAR relaciona-se com a gestão e planeamento das zonas costeiras, pela vasta extensão de costa que se encontra sujeita a processos de erosão muito acelerados. Os trabalhos efectuados têm como

propósito a aquisição de dados altimétricos e batimétricos, com elevados níveis de precisão (Silva *et al.*, 2011).

A maioria dos trabalhos desenvolvidos que consideram como objecto de estudo, conjuntos de dados LiDAR tem como principal abordagem a classificação de pontos LiDAR, em pontos do terreno e não terreno, uma vez que a sua principal aplicação se remete à produção de Modelos Digitais do Terreno com elevada precisão e exactidão (Seco, 2007; Meng *et al.*, 2010; Cremades, 2011;).

Por outro lado, alguns autores, como Song *et al.*, (2002) e Seco (2007), foram mais além da distinção entre pontos do terreno e não terreno e analisaram a possibilidade de efectuar a classificação da ocupação do solo em quatro classes (estradas pavimentadas, telhados de casas, prados e árvores), considerando simplesmente os dados de intensidade de um retorno LiDAR. Como principais resultados verificaram que existe uma excelente separabilidade entre elementos de composições distintas, como por exemplo estradas pavimentadas e prados ou arvores. Estes consideraram ainda que a utilização de outras variáveis como o Modelo Digital de Superfície normalizado (MDSn) poderia contribuir para aumentar a separabilidade entre as classes definidas.

Arefi *et al.*, (2003) consideram ainda propositado e decisivo para o processo de classificação a inclusão de mais níveis de informação, tais como medidas de textura e estrutura.

Buján *et al.*, (2012) analisaram a possibilidade de classificar uma área rural em oito classes de ocupação do solo (edifícios, zonas desflorestadas, solo nu, zonas pavimentadas, caminhos de terra, jovem, baixa e alta vegetação) considerando ainda os efeitos da densidade de pontos LiDAR na precisão da classificação. A partir da análise dos resultados derivados, verificaram que a utilização de níveis de informação como o MDSn, a Imagem de Intensidade (II) e a diferença do MDSn (Dif_MDSn) de dois conjuntos de dados multitemporais LiDAR transpõe melhores resultados para a análise da separabilidade espectral entre as classes de ocupação do solo seleccionadas.

Apesar de ser um campo pouco explorado, tem-se verificado, ao longo dos anos, um maior interesse na temática da classificação de paisagens rurais e urbanas, devido essencialmente à importância associada à análise das dinâmicas da ocupação do solo. Foody (2001) considera que a cobertura do solo é uma variável fundamental que impacta e liga muitas partes dos ambientes físicos e humanos. Os efeitos da mudança da cobertura da terra, que podem relacionar-se ou equiparar-se com os impactos ao

nível da mudança climática por exemplo, são considerados como a variável mais importante da mudança global que afecta os sistemas ecológicos.

É neste prosseguimento que se atribui uma elevada importância à temática central deste trabalho experimental, que para além de caracterizar os sistemas de uma paisagem rural, permite ainda a identificação de possíveis alterações ao nível dos diferentes sistemas que compõem uma paisagem rural, permitindo adquirir um maior conhecimento acerca do seu comportamento natural, e da influência das actividades humanas, nesses mesmos sistemas.

Considerando o enquadramento deste tema, definiu-se como objetivo principal a possibilidade de avaliar quais os níveis de informação necessários para a identificação e classificação, em uma área rural, de sete classes de ocupação do solo (edifícios, zonas pavimentadas, solo nu, zonas desflorestadas, vegetação jovem, vegetação baixa e vegetação alta), recorrendo à utilização de dados LiDAR. A área de estudo refere-se a uma zona do Norte de Espanha, em concreto na região da Galiza.

Para a execução do objetivo principal procedeu-se à: *i)* elaboração de níveis de informação, como a *II*, a imagem com informação relativa à diferença entre primeiro e último retorno (FP_LP), o MDSn, a diferença entre MDSn de cada conjunto de dados multitemporais LiDAR, o nível de informação com valores relativos à pendente dos objectos presentes no terreno (Declives (D)) e informação das Exposições Solares; *ii)* análise da separabilidade entre as sete classes, considerando combinações entre os cinco níveis de informação gerados, através da aplicação dos métodos da Distância Transformada (DT) e da Distância de Jeffries – Matusita (DJM) e; *iii)* geração de um modelo conceptual de classificação em árvore de decisão.

A elaboração deste trabalho de dissertação de mestrado enquadrou-se ainda na realização de um período de estágio inserido no âmbito do programa Erasmus, na Universidade de Santiago de Compostela, no LaboraTe – Laboratório do Território da Escola Politécnica Superior de Lugo, pelo que se tornou oportuna a utilização de dados referentes a essa região, principalmente por existir uma maior facilidade na disponibilização dos mesmos. Este período resultou numa experiência de elevada capacitação académica e pessoal, pela aquisição de competências, ao nível das temáticas LiDAR, potenciada pela elevada experiência demonstrada por todos os técnicos daquele departamento.

A estrutura deste documento experimental divide-se em cinco capítulos fundamentais, um introdutório, referente ao capítulo em causa, onde se pretende enquadrar e

descrever as linhas e pontos de trabalho, bem como, discriminar a importância deste tema tendo em conta as linhas de desenvolvimento ambiental atuais.

Posteriormente (Capítulo 2) pretende-se desenvolver um enquadramento do tema tendo em conta a literatura disponível, através da revisão e análise de trabalhos editados acerca do tema central deste documento, a tecnologia LiDAR (*Light Detection and Ranging*).

A metodologia é descrita ao longo do capítulo 3, tendo como propósito a descrição e discriminação dos trabalhos efectuados, bem como da informação de base necessária e das etapas de tratamento e processamento desses dados.

Na análise dos resultados (Capítulo 4) descrevem-se e avaliam-se os resultados obtidos, tirando-se as principais ilações acerca dos mesmos.

As considerações finais são realizadas ao longo do capítulo 5, onde se reconhece o nível de satisfação dos resultados obtidos tendo em conta os objectivos propostos e ainda onde se perspectiva a realização ou seguimento de trabalhos futuros, bem como se indicam algumas considerações técnicas de forma a incutir melhorias nos resultados obtidos.

2. CARACTERÍSTICAS E PROCESSAMENTO DOS DADOS LIDAR

Neste capítulo prevê-se o desenvolvimento de uma análise introdutória e de enquadramento do tema, bem como do estado da arte da aplicação da tecnologia LiDAR. Neste contexto propõe-se a revisão da bibliografia existente acerca dos principais conceitos e fundamentos inerentes à tecnologia LiDAR, bem como as melhorias introduzidas por esta técnica comparativamente a tecnologias mais tradicionais, como a fotogrametria. É neste sentido que se torna propositado a explanação das principais características dos dados bem como das etapas de processamento e tratamento da nuvem de pontos LiDAR. Neste capítulo abordam-se ainda conceitos e métodos acerca da selecção de características, bem como a identificação e análise de índices ou métodos de separabilidade, essenciais para os processos de avaliação da separabilidade entre classes de ocupação do solo.

2.1. A tecnologia LIDAR

Light Detection and Ranging do acrónimo LiDAR consiste num sistema de levantamento a LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) instalado numa plataforma que pode ser aérea, terrestre ou orbital (Giongo *et al.*, 2010). É um sensor activo que emite pulsos de luz polarizada entre o ultra-violeta e o infravermelho próximo (Chuvienco, 2000), podendo igualmente ser denominado por LADAR (*Laser Detection and Ranging*) ou sistema ALS (*Airborne Laser Scanner*) (Song *et al.*, 2002; NOAA, 2008).

O seu princípio de funcionamento consiste na emissão de pulsos laser e na medição, pelo sensor, do seu tempo de retorno entre a plataforma e os alvos, podendo esse alvo ser a própria superfície terrestre ou então com qualquer objecto da superfície do solo (Giongo *et al.*, 2010), no qual podem os emissores laser aerotransportado emitir até duzentos mil pulsos de luz por segundo, iluminando qualquer superfície que se interponha no seu caminho (Rodriguez *et al.*, 2010; Sarmiento, 2010). Assim é possível a aquisição de informação tanto horizontal como vertical, com altas resoluções espaciais e precisões verticais (Lim *et al.*, 2003) o que permite a geração e a obtenção de representações da elevação da superfície do território, com elevados níveis de precisão, reportando informação relevante sobre as características da superfície (Cash, 2003), de apoio ao ordenamento do território e gestão ambiental (NOAA, 2008).

Na actualidade a utilização da tecnologia LiDAR associa-se à geração de Modelos Digitais do Terreno (MDT) (Giongo *et al.*, 2010), no entanto a utilização desta tecnologia, remonta aos anos 60, tendo como aplicação inicial o levantamento e

registo de partículas atmosféricas, como a deteção de aerossóis e partículas contaminantes do ar, a medição da humidade, pressão e temperatura do ar, desempenhando também funções na estimação da velocidade do vento (Chuvieco, 2000; NOAA, 2008).

As principais alterações verificadas ao sistema, ao longo deste período, ocorreram ao nível do melhoramento de alguns dos seus componentes básicos, como o *Global Positioning System* (GPS), desenvolvido durante a década de 80, e que inaugurou aplicações para movimentar os sensores (NOAA, 2008). Nos anos de 90 verificou-se o melhoramento da Unidade de Medição Inercial (IMU) e a capacidade de atribuir aos dados recolhidos uma precisão em decímetros (NOAA, 2008).

Os primeiros sensores desenvolvidos funcionavam através de um sistema de pulsos que apenas registava o intervalo para o primeiro ou último retorno dos pulsos (Discrete - echo) (Lim *et al.*, 2003; Giongo *et al.*, 2010; Ribas, 2011). Com o desenvolvimento da tecnologia, os sistemas evoluíram permitindo o armazenamento simultâneo de ambos os retornos (primeiro e último) e alguns sistemas mais avançados permitem ainda determinar o retorno dos pulsos intermediários (Giongo *et al.*, 2010). Os sistemas designados LiDAR full-waveform (sistema de ondas contínuas) registam integralmente todo o sinal do pulso (Lim *et al.*, 2003; Giongo *et al.*, 2010; Ribas, 2011) (Figura 2.1).

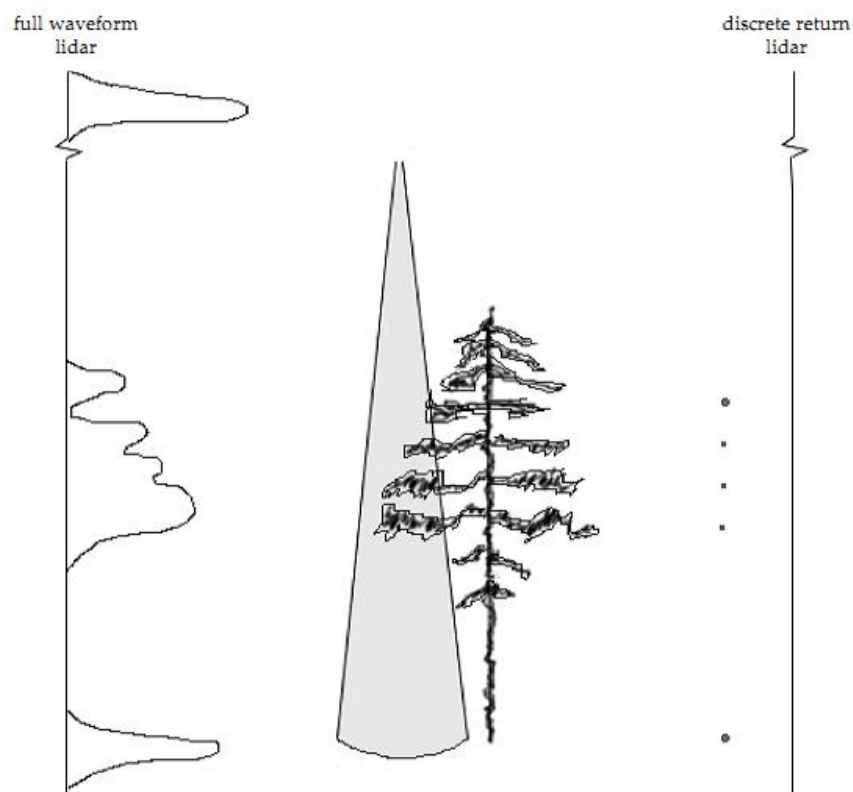


Figura 2.1 – Diferenças de comportamento entre os sistemas *full waveform* e *discrete return*. Fonte: Lim *et al.*, 2003.

No que respeita à largura do feixe laser emitido, os sistemas podem ser do tipo *Small footprint* (pequeno ponto projectado) e *Large footprint* (grande ponto projectado), apresentando respectivamente um diâmetro normalmente inferior a um metro e um diâmetro superior a cinco metros (Lim *et al.*, 2003; Bortolot e Wynne, 2005).

Por sua vez os equipamentos do tipo *Discrete return* referem-se a equipamentos de pequeno ponto projectado e os do tipo *Full waveform* são relativos aos equipamentos de grande ponto projectado (Lim *et al.*, 2003).

Segundo Ribas (2011), a tecnologia LiDAR pode ainda ser elencada de acordo com as características que se pretendem medir. Destacam-se assim tipologias de sistemas LiDAR como:

- i. *Range finders*; relativo aos sistemas utilizados para medir a distância entre um objecto e a plataforma, em função do tempo percorrido;
- ii. DIAL (Differential Absorption LIDAR); que possibilita a medição de concentrações químicas na atmosfera;
- iii. *Dopler* LiDAR; utilizado para calcular a velocidade do pulso laser, tendo em conta a refletância da energia da luz.

A crescente utilização desta tecnologia, por vários países e organizações vem em grande parte substituir os procedimentos clássicos da fotogrametria¹, para a geração do MDT (van der Vegt e Hoffmann, 2001).

As principais vantagens da tecnologia LiDAR relativamente à fotogrametria referem-se à possibilidade de:

- i. aquisição de dados de altitude muito precisos durante o voo, a partir de uma altitude maior do que a através da fotografia aérea; a precisão dos dados LiDAR é significativamente menos afetada com o aumento da altura do voo do que a precisão dos dados fotogramétricos, que é inversamente proporcional à altura do voo (Thompson e Maune, 2001);
- ii. penetração de cada pulso laser emitido, através de coberturas densas (p.ex. zonas florestais), isto é, precisa apenas de um único pulso laser quase vertical para penetrar entre as árvores ou através da árvore (Thompson e Maune, 2001);

¹ Fotogrametria consiste no processamento de imagens, tendo como principais produtos: MDT, MDS, orto-imagens, reconstrução 2D e 3D e classificação de objectos para cartografia ou aplicações temáticas, mapas e visualização, visualizações em 3D, animação e simulação (Baltsavias, 1999).

- iii. registrar até 200 mil pulsos por segundo, permitindo a cartografia da elevação da copa das árvores bem como da superfície terrestre. A fotogrametria através de compilação manual poderá também gerar alta densidade de pontos de elevação, mas apenas para a geração de modelos de superfície, como as copas das árvores e telhados (Thompson e Maune, 2001);
- iv. aquisição de dados precisos tanto de dia e de noite; a fotografia aérea será afectada pelas condições atmosféricas, encontrando-se limitada pela luz do dia e quando o ângulo do sol é o melhor, enquanto a tecnologia LiDAR não é afectada pelas condições climáticas. (Thompson e Maune, 2001; van der Vegt e Hoffmann, 2001).
- v. fornecer coordenadas polares, isto é, direcções e distâncias, quando um pulso laser, emitido a partir de uma única posição, atinge o terreno. Em fotogrametria e em áreas de floresta, o terreno encontra-se coberto por sombras escuras, o que pressupõe a utilização de, pelo menos, duas imagens aéreas para a visualização de um ponto do solo (Kraus e Pfeifer, 1998) (Figura 2.2).

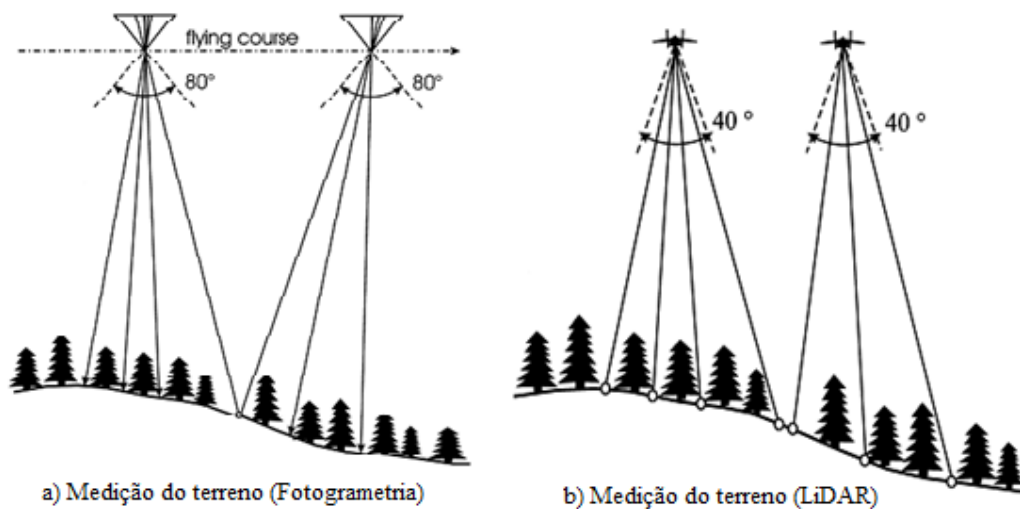


Figura 2.2 - a) Medição do terreno pela aplicação de técnicas fotogramétricas; b) Medição do terreno por aplicação da tecnologia LiDAR (Fonte: Kraus e Pfeifer, 1998).

Por outro lado a tecnologia Lidar apresenta algumas desvantagens relativamente à fotogrametria, tais como:

- i. a fotogrametria é mais eficiente para determinar os limites das fronteiras de água, porque os pulsos laser são frequentemente absorvidos pela água, pelo que não se obterão retornos dos mesmos, ou então esses não poderão ser considerados dados fiáveis (Thompson e Maune, 2001);

- ii. os dados LiDAR não são adequadas para a determinação de linhas de quebra, devido ao espaçamento nominal do ponto (Thompson e Maune, 2001);
- iii. a inexistência de procedimentos padrão na produção de dados com precisão previsíveis e comparável ao da fotogrametria (Thompson e Maune, 2001);
- iv. a dificuldade na geração de curvas de nível geradas automaticamente a partir de dados LiDAR ou MDT; estas apresentam normalmente maiores irregularidades comparativamente às linhas de contorno produzidas manualmente por compilação fotogramétrica (Thompson e Maune, 2001).

No entanto e apesar das desvantagens referenciadas na literatura, Wher e Lhor (1999), consideram que as tecnologias que utilizam sistemas laser apresentam maiores benefícios *“em medições de escala, pois os impulsos de alta energia podem ser realizados em curtos intervalos de tempo e a luz do comprimento de onda é relativamente curto, potenciando a utilização de pequenas aberturas (small footprint)”*.

Neste seguimento e considerando as comparações e descrições acima descritas comprova-se que os sistemas LiDAR apresentam pontos fortes que podem ser favoravelmente explorados em algumas áreas de aplicação, tais como:

- i. a cartografia de superfícies com muito pouca ou sem textura ou pobre definição, como por exemplo zonas com gelo, superfícies de neve, areia (costa, dunas, desertos), pântanos e zonas húmidas;
- ii. cartografia de zonas florestais e áreas vegetadas, permitindo a leitura de medições do terreno; a capacidade de penetração do pulso laser varia com o tipo de árvore (caducas ou coníferas) e a estação do ano;
- iii. cartografia de características /objectos longos e estreitos, que incluem a cartografia de estradas, de linhas ferroviárias, corredores de fibra-óptica entre outros;
- iv. geração de MDS de regiões urbanas para fins de planeamento e gestão urbana;
- v. cartografia de aplicações de alta precisão como o monitoramento de poços abertos ou lixeiras, cartografia de inundações, a cartografia de infra-estruturas como aeroportos, explorações de petróleo e gás;
- vi. cartografia de objectos muito pequenos como as linhas eléctricas e;
- vii. em aplicações de resposta rápida como é o caso da ocorrência de desastres naturais, fornecendo medições digitais de faixas permitindo a conversão rápida em coordenadas 3D (Baltsavias, 1999; Rutzinger *et al.*, 2008; Giongo *et al.*, 2010).

Neste sentido, e de acordo com uma vasta literatura, que os dados LiDAR relativos a áreas com cobertura vegetal apresentam uma maior fiabilidade do que aqueles produzidos por outras técnicas, principalmente pela possibilidade de se obter elevadas densidades de pontos, que proporcionam a derivação de produtos com elevada resolução horizontal e precisão vertical (NOOA, 2008).

2.1.1. Componentes do sistema ALS

Os sistemas ALS ou sistemas LiDAR definem-se como sendo um sistema de deteção activo, que utiliza um feixe de laser como transportador da deteção, medindo a distância compreendida entre o sensor e o ponto iluminado na superfície terrestre (Wher e Lhor, 1999), determinando ainda a posição específica do local que o pulso laser atinge (Schimalesky, 2007).

Os componentes básicos de um sistema LiDAR aerotransportado distinguem-se em elementos que se encontram a bordo de uma plataforma aérea e aqueles que se encontram no terreno, em tempo real de execução do levantamento de dados LiDAR (Brandalize, 2002).

Genericamente o scâner a laser, o Sistema de Posicionamento Global (GPS) e o Sistema Inercial de Navegação (SIN), constituem o conjunto de componentes básicos presentes numa plataforma aerotransportada, já os elementos que se encontram no terreno referem-se a uma rede de GPS terrestre (van der Vegt e Hoffmann, 2001) (Figura 2.3).

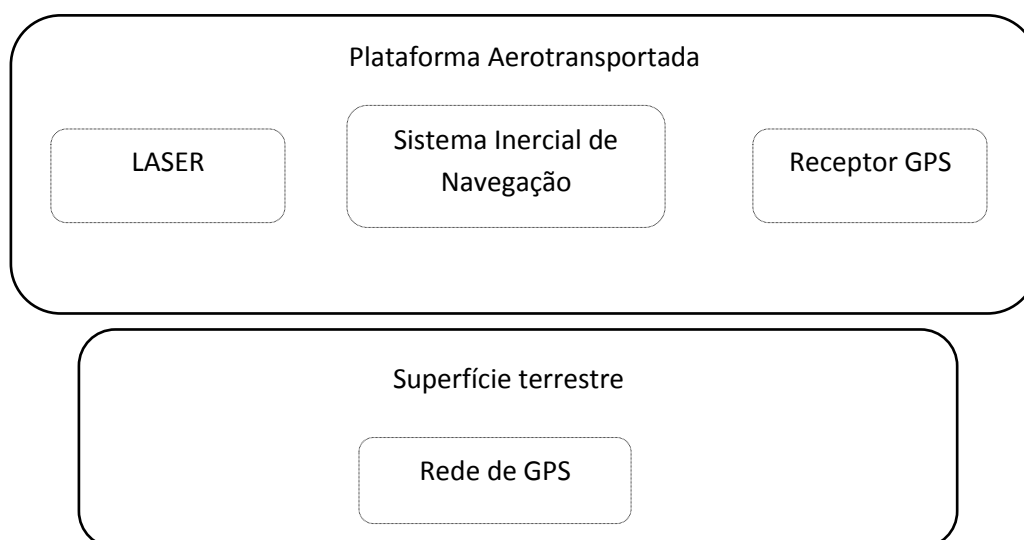


Figura 2.3 – Organização dos componentes de um sistema *Airborne Laser Scanner*.

No entanto, existem outros elementos fundamentais para o correcto funcionamento destes sistemas, como um computador de bordo e respectivos programas para controlar a aquisição dos dados e unidades de armazenamento dos dados brutos do LASER, do GPS e do SIN (Brandalize, 2002).

Apenas com a integração destes componentes é possível a determinação de um conjunto de parâmetros obrigatórios como a posição da aeronave, a atitude do sensor no momento do registo dos dados e o registo da distância entre o sensor e cada pulso emitido sobre a superfície terrestre. Estes são obrigatórios uma vez que o sensor se encontra numa plataforma móvel e se desloca acima da superfície (Schimalesky, 2007).

Desta forma e com auxílio de um receptor de exploração comercial GPS a bordo em conjunto com uma ou mais estações terrestres, como parte de uma solução de GPS diferencial, obtém-se a posição do sensor. Já a orientação do sensor é medido pela Unidade de Medição Inercial (IMU) a bordo (Lim *et al.*, 2003).

De seguida procede-se a uma descrição pormenorizada dos diferentes componentes de um sistema ALS, com particular destaque para a unidade LASER, o SIN e finalmente o receptor GPS.

i. Unidade LASER

Esta unidade é constituída por um espelho ou prisma oscilante, que contribui para que o feixe de pulsos forme um leque, o que minimiza o número de sobrevoos e por sua vez os custos associados a esta tecnologia, que são na sua maioria referentes aos gastos com o voo (Rodriguez *et al.*, 2010). A sua montagem considera que tanto o caminho de transmissão como o de recepção devem partilhar o mesmo trajecto óptico, o que advém da utilização das mesmas aberturas ópticas, que tipicamente variam entre os 8-15 cm de diâmetro, isto assegura que o objecto da superfície iluminado pelo pulso laser se encontre sempre no campo de visão do receptor óptico, denominado pela literatura como Field of View (Wher e Lhor, 1999).

O emissor LASER e o receptor electro-óptico constituem a unidade LASER. A emissão de pulsos laser na gama do infravermelho de alta frequência, ao incidir num alvo reflecte parte dessa luz num nível espectral. O percentil reflectido será convertido numa escala de níveis que variam entre 0 e 255, em que, 0 corresponderá à absorção total e 255 à reflexão total (Anderson *et al.*, 2005).

O scâner regista ainda a diferença de tempo entre os pulsos laser emitidos e a recepção do sinal ou sinais reflectidos (van der Vegt e Hoffmann, 2001). A partir desta informação é possível derivar a distância entre o sensor e o objecto. Esta pode ser obtida a partir do intervalo de tempo necessário para que o pulso laser emitido atinja o alvo, e retorne para o sistema, representando-se pela equação 2.1, a seguir representada (Shimalesky, 2007).

$$R = \frac{1}{2} \times c \times dt \quad \text{[Equação 2.1]}$$

Em que, R corresponde à distância percorrida pelo pulso laser; c é a velocidade da luz; dt é relativo ao intervalo de tempo entre a emissão do pulso laser e a sua recepção pelo sensor.

ii. Sistema Inercial de Navegação

Para a determinação da altitude do voo, encontra-se acoplado à plataforma do sensor um Sistema Inercial de Navegação (SIN) (Figura 2.4) responsável pela determinação da atitude do voo efectuado (Shimalesky, 2007; Sarmento, 2010).

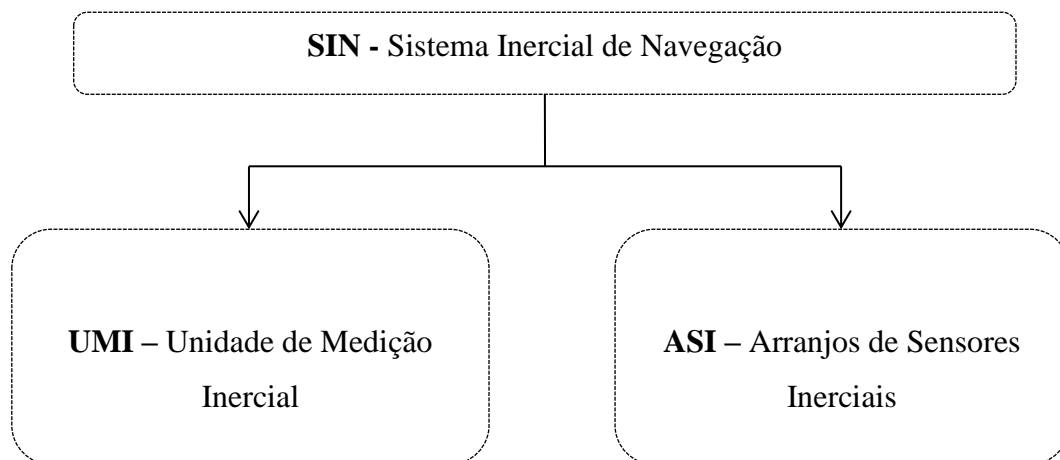


Figura 2.4 – Exemplo de componentes de um Sistema Inercial de Navegação (Adaptado: Shimalesky, 2007).

Este sistema pode ser considerado como o principal sistema de navegação, uma vez que não precisa transmitir nem receber sinal externo e também por não ser afectado por perturbações externas, fornecendo a velocidade do avião relativamente ao solo, a sua rota e tempo de voo (Mostafa e Shwarz, 2001; Sousa, 2004).

Teoricamente não possui limitações em termos de precisão, fornecendo informações precisas de velocidade, rumo e atitude. A navegação aérea baseada no SIN é possível

para todas as altitudes, mesmo em condições adversas (Mostafa e Shwarz, 2001; Sousa, 2004).

O seu princípio de funcionamento baseia-se na integração de acelerómetros e giroscópios (Shimalesky, 2007), associados à Unidade de Medição Inercial (UMI), que constitui um dos componentes de um SIN.

A instalação rigorosa de um sistema UMI num sensor remoto permite ao SIN produzir a posição, a velocidade e a orientação do próprio sensor, devendo optar-se por um sistema UMI pequeno para assegurar uma boa exactidão (Giongo *et al.*, 2010).

iii. Receptor GPS

O receptor GPS terrestre e aerotransportado é responsável pela georreferenciação dos pontos laser obtidos, permitindo assim atribuir coordenadas ao pulso, e ainda registar a altitude dos pulsos em relação à superfície do terreno (Sarmiento, 2010) (Figura 2.5).

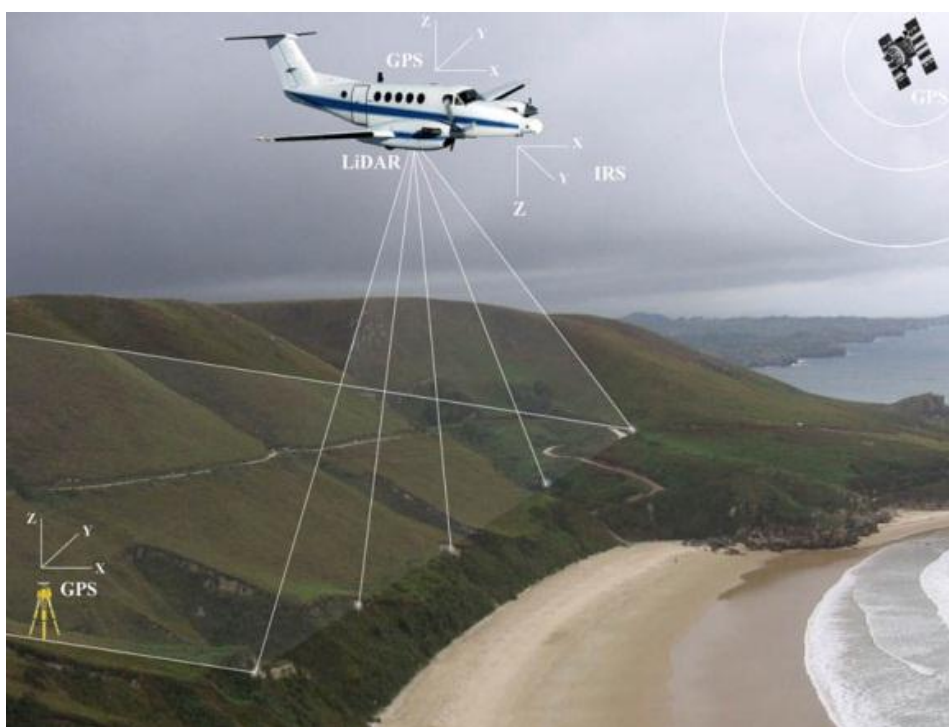


Figura 2.5 – Demonstração da estrutura e funcionamento dos componentes básicos de um sistema LiDAR (Fonte: <http://www.dielmo.com>).

Acoplados à plataforma do sensor, as unidades GPS e IMU determinam a localização precisa e altitude da unidade laser no momento da emissão, permitindo o cálculo da coordenada exacta para cada ponto (Rodriguez *et al.*, 2010), contribuindo para que os

dados obtidos, relativos a superfícies e objectos presentes no terreno, correspondam a pontos de extrema precisão (x,y,z) (Giongo *et al.*, 2010).

A integração de sistemas GPS e SIN traduz-se numa solução técnica viável e muito económica para a obtenção de informação com maior exactidão relativamente à posição (Sousa, 2004), incorporando vantagens como a:

- i. obtenção de elevada exactidão na posição e velocidade;
- ii. determinação precisa da atitude e;
- iii. determinação do vector gravidade. (Mostafa e Hutton, 2001;Sousa, 2004).

2.1.2. Dados LiDAR

A informação LiDAR é recolhida de forma perpendicular à posição do voo efectuado, obtendo-se informação da superfície do terreno na forma de densas nuvens de pontos (Fernández-Rivas e Siabato, 2010). A distribuição da nuvem de pontos depende do padrão de levantamento utilizado, que por sua vez resulta da oscilação do conjunto óptico em torno do eixo, em combinação com o movimento da aeronave (Brandalize, 2002) (Figura 2.6).

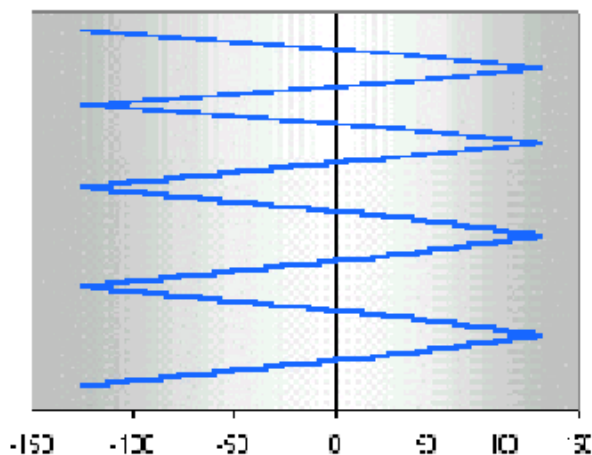


Figura 2.6 – Padrão de levantamento, utilizado pelo sistema scâner a laser, do tipo “dente de serra” (Fonte: Brandalize, 2002).

A informação recolhida caracteriza-se por um conjunto irregular de pontos (nuvem de pontos) aos quais se atribui coordenadas x, y e z. No entanto é também possível armazenar outro tipo de informação de retorno, como sejam:

- i. a intensidade;
- ii. o tempo e altitude do voo e (Sarmiento, 2010);
- iii. o número do retorno, isto é, o tipo de retorno de cada pulso laser (primeiro, último retorno e até retornos intermédio) (Reutebuch *et al.*, 2005).

A ocorrência de múltiplos retornos, a partir de um único pulso laser, verifica-se quando o pulso incide num obstáculo ou objecto que não bloqueia completamente o caminho do pulso, e a porção remanescente do pulso continua o seu percurso até um objecto mais baixo. Esta tipologia de dados verifica-se mais em zonas com vegetação arbustiva e em que nas copas se observam pequenos espaços entre ramos e folhagens (Reutebuch *et al.*, 2005) (Figura 2.7).

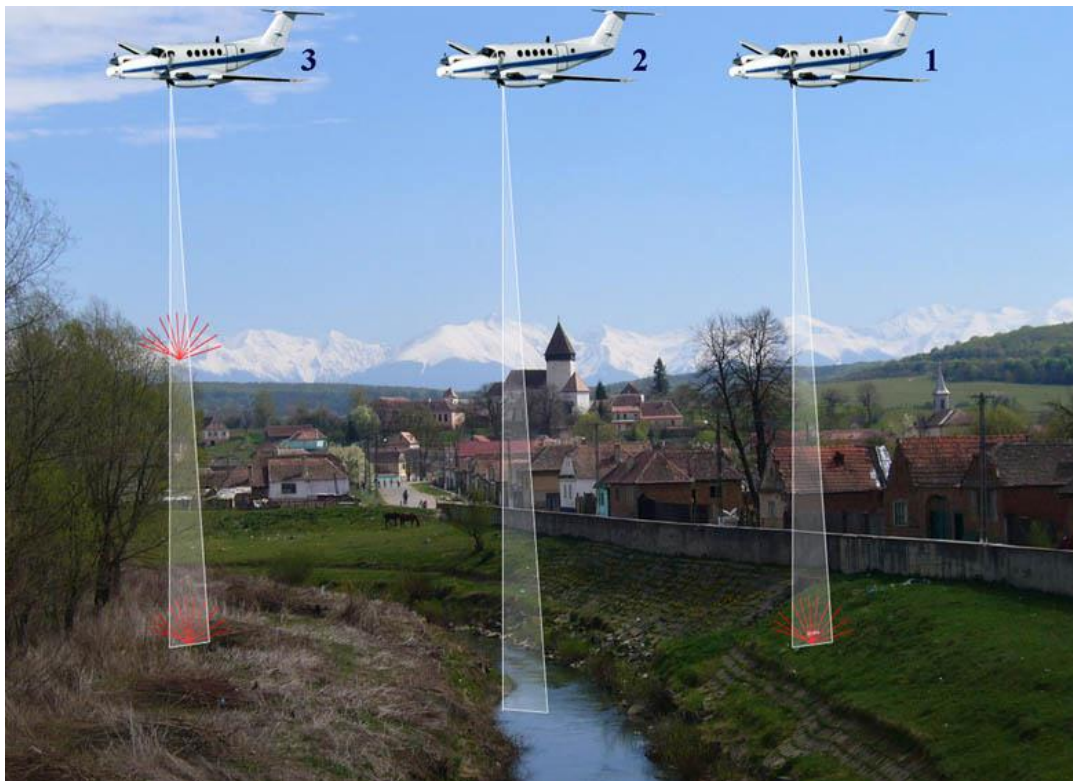


Figura 2.7 – Descrição do funcionamento dos pulsos laser emitidos pelo sistema ALS (Fonte: <http://www.dielmo.com/>).

A qualidade e quantidade dos dados amostrados são influenciadas por alterações ao nível da intensidade da luz reflectida. Essas variações são resultado do efeito das características do terreno, do comprimento de onda do laser e do ângulo de incidência do mesmo (Sarmiento, 2010).

Na fase de tratamento e processamento dos dados LiDAR, a maioria das ferramentas processam os dados armazenados, no formato **LAS - Log ASCII Standard**² (Fernández-Rivas e Siabato, 2010), no entanto o seu armazenamento poderá também

²**Formato LAS** – é um formato *standard* de intercâmbio de nuvens de pontos LiDAR tridimensionais, caracterizando-se pelo armazenamento dos valores x, y e z para cada ponto obtido e ainda os valores de intensidade e número de retorno (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

compreender formatos como ASCII, txt, CSV, bin (formato binário), entre outros (Sarmiento, 2010; Albacete, 2011) (Quadro 2.1).

Quadro 2.1 – Identificação e descrição dos possíveis formatos que os dados LIDAR podem assumir.

Formatos	Descrição
LAS	Armazena os atributos em formato binário, dos valores x, y e z, bem como os valores de intensidade e número de retorno.
TIN	Trata-se de um conjunto de triângulos criados para conectar os pontos em um MDT.
GRIDS	Corresponde ao conjunto de células equidistantes com o atributo de elevação associado ao centro de cada célula.
ASCII	Armazena um único identificador de cada ponto com os campos x, y, z.
SHAPEFILE	Armazena os campos de informação dos dados LiDAR, sendo um formato rápido e fácil de editar.
CURVAS DE NÍVEL	Armazenam dados relativos à elevação dos dados LiDAR, sendo obtidos por interpolação a partir do campo de elevação.

Adaptado: Albacete (2011).

2.2. Tratamento e processamento dos dados LIDAR

O processamento de dados LiDAR pode ser dividido em dois grupos, o pré e pós processamento dos dados. A fase do pré-processamento corresponde a transformações de geóides e sistemas de coordenadas enquanto a fase do pós-processamento associa-se ao processamento propriamente dito da nuvem de pontos e ainda funções de extracção de informação. No entanto, a base do processamento dos dados LiDAR passa pela geração de um MDT, através da aplicação de processos de filtragem e /ou classificação dos pontos como terreno e “não terreno” (Chen, 2007).

2.2.1. Captura dos dados LiDAR

No processo de captura de dados LiDAR é necessário proceder inicialmente a um estudo prévio de planeamento, que contribua para uma compreensão mais detalhada das necessidades, dos usos e das aplicações dos dados, antes de iniciar o processo de captura (Albacete, 2011).

Segundo Albacete (2011), recomenda-se o seguimento de alguns passos no processo de aquisição de dados, com vista a diminuir a taxa de erros, tais como o (a):

- i. planeamento do voo;
- ii. execução do voo;
- iii. instalação de instrumentos e sistemas de calibração;

- iv. missão do voo e;
- v. verificação de campo.

Associado ao processo de captura dos dados LiDAR verifica-se a interpolação, entre os dados resultantes do retorno do pulso (formato binário) e a informação da navegação (x, y, z) (Albacete, 2011).

2.2.2. Pré – processamento dos dados LiDAR

O conjunto de dados sujeito a um pré-processamento é normalmente denominado por conjunto de dados brutos ou *raw data*, correspondendo ao conjunto de medidas laser e respectivos atributos, como, os dados do GPS aerotransportado e dados da navegação inercial (Brandalize, 2002).

Além dos dados associados ao levantamento da nuvem de pontos LiDAR são incorporados ainda os dados de calibração do sistema e parâmetros como:

- i. *a excentricidade da antena GPS em relação ao sensor LASER;*
- ii. *os ângulos de montagem da plataforma do sensor LASER quando a aeronave está nivelada no solo;*
- iii. *a posição do sensor LASER em relação ao SIN (Brandalize, 2002).*

Como etapas do pré-processamento de dados LiDAR destacam-se as seguintes fases de trabalho:

- i. separação dos dados brutos em dados GPS, dados POS (inerciais) e dados LASER, assegurando a cobertura completa, sem ecos e contribuindo para a qualidade dos dados;
- i. refinamento dos dados separados;
- ii. integração dos dados separados com os dados GPS das bases terrestres;
- iii. processamento final com uso de polígono de corte;
- iv. processamento específico para remoção de nível vegetal ou cartografia de cabos e;
- v. eliminação de sobreposições, evitando a duplicação de informação, conseguindo uma densidade de pontos por metro quadrado mais homogênea; (Brandalize, 2002; Albacete, 2011).

Neste seguimento, o pré-processamento dos dados brutos, derivados da interpolação dos dados resultantes do retorno do pulso (formato binário) e da informação da navegação (x, y, z), contribui para a criação de produtos com elevada precisão (Albacete, 2011).

Alguns autores incluem ainda na fase do pré-processamento dos dados derivados dos sistemas ALS, os processos de georreferenciação, geração de modelos topográficos (MDT e MDS) e a derivação de modelos de altura (Hollaus *et al.*, 2007), bem como a depuração da nuvem de pontos, classificação e filtração das respostas laser Albacete (2011).

2.2.3. Pós – processamento dos dados LiDAR

A fase do pós-processamento acarreta em si um processo primário de classificação da nuvem de pontos. Com a classificação dos dados LiDAR pretende-se que cada ponto obtido com o levantamento da superfície terrestre seja armazenado tendo em conta o grupo ou classe a que corresponde (Albacete, 2011).

Os dados obtidos em bruto após um levantamento da superfície terrestre agrupam-se em uma só classificação, que reúne todas as respostas de cada pulso laser (Albacete, 2011). A fase de classificação de dados brutos ocorre durante o processo de filtração dos mesmos (Chen, 2007; Albacete, 2011). Essencialmente corresponde a um método de identificação e classificação dos retornos como sendo, ou não, pertencentes ao terreno (Chen, 2007) (Figura 2.8).

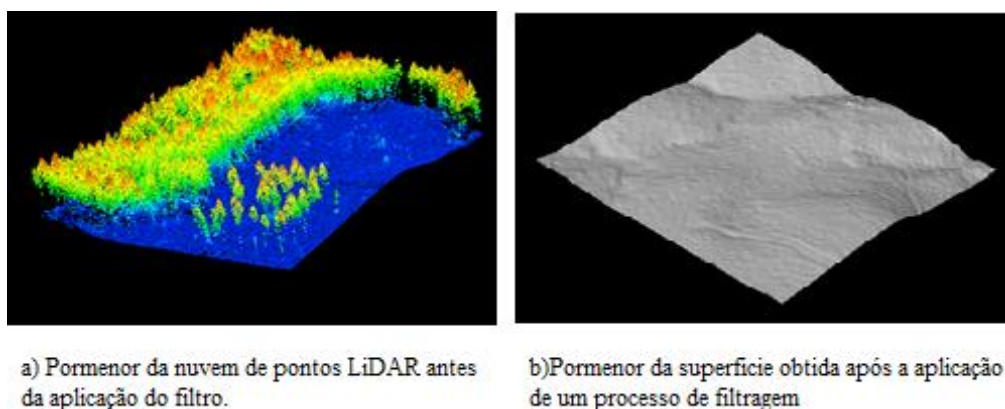


Figura 2.8 – Demonstração do procedimento de filtração ou classificação de uma nuvem de dados LiDAR (Adaptado: Brandalize, 2002).

Uma vez identificados os pontos pertencentes ao terreno e depurados os restantes procede-se à geração do MDT. Os pontos não pertencentes ao terreno podem servir de apoio à extração de informação da estrutura florestal bem como para modelar outros objectos existentes na superfície terrestre (Chen, 2007) (Figura 2.9).

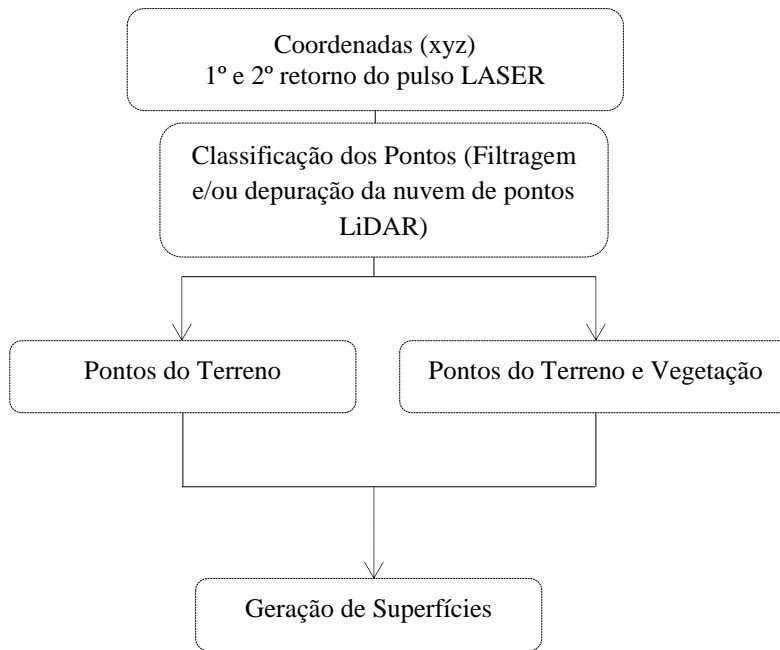


Figura 2.9 - Fluxograma de pós-processamento dos dados LiDAR (Adaptado: Zandoná *et al.*, 2008).

Kraus e Pfeifer (1998) adaptaram um algoritmo baseado em predição linear (Kraus e Mikhail, 1972), com uma precisão individual para cada medição, para o processo de filtragem ou classificação da nuvem de pontos LiDAR.

O princípio de funcionamento deste algoritmo consiste, num primeiro passo, na geração da superfície para todos os pontos LiDAR com pesos iguais, o que resulta numa superfície compreendida entre o solo e a verdadeira superfície do dossel. É mais susceptível encontrar os pontos do terreno abaixo da superfície e os pontos da vegetação acima da superfície. Note-se que este é um processo iterativo (Kraus e Pfeifer, 1998; McGaughey, 2012).

A distância e direcção para a superfície são utilizadas para calcular pesos para cada ponto LiDAR (Kraus e Pfeifer, 1998; McGaughey, 2012) (Equação 2.2).

$$p_i = \begin{cases} 1 & v_i \leq g \\ \frac{1}{1+(a(v_i-g)^b)} & g < v_i \leq g + w \\ 0 & g + w < v_i \end{cases} \quad \text{[Equação 2.2]}$$

Em que a e b^3 são responsáveis pela determinação da inclinação da função de ponderação; g corresponde ao valor da deslocação, determinando quais os pontos a que são atribuídos um peso de 1,0 (o valor do peso máximo); w^4 é atribuído ao parâmetro de deslocamento acima do solo.

Para pontos abaixo da superfície, maiores que g , é atribuído um valor de 1,0. Os pontos acima do nível definido por $(g + w)$ são atribuídos a um peso de 0,0 (Figura 2.10). Estes valores são fixados ao longo do processo de filtração (Kraus e Pfeifer, 1998; McGaughey, 2012).

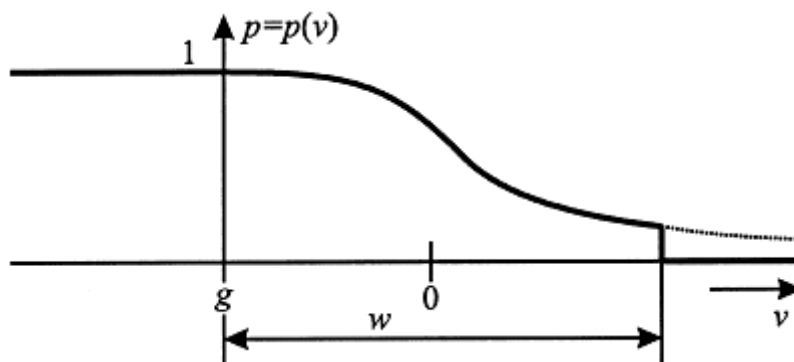


Figura 2.10 – Comportamento da função de peso p (Fonte: Kraus e Pfeifer, 1998).

Durante o processo de filtração, é aplicado um processo adaptativo para modificar o parâmetro g para cada iteração. Após a última iteração, os pontos relativos ao terreno são seleccionados utilizando a superfície intermédia. Todos os pontos com altitudes que satisfazem as duas primeiras condições da função de peso são considerados pontos do terreno (Kraus e Pfeifer, 1998; McGaughey, 2012).

Não obstante, apresentam-se como principais dificuldades inerentes à utilização deste algoritmo, a remoção de retornos de elevado porte como são exemplo os telhados dos edifícios. Já os retornos associados à vegetação, com a aplicação dos coeficientes da função de peso e de um número de iterações adequado, são facilmente removidos (McGaughey, 2012).

Seco (2007), desenvolveu metodologias de filtração da nuvem de pontos LiDAR, baseado em operações de morfologia matemática que utiliza as coordenadas (X, Y, Z) para identificar os pontos do terreno e calcular o MDT. Este método de filtração

³ Para a maioria das aplicações os valores de 1,0 e 4,0, para a e b , respectivamente, produziram resultados adequados (McGaughey, 2012).

⁴ Este parâmetro é usado para estabelecer um limite superior para os pontos que têm uma influência sobre a superfície intermédia (McGaughey, 2012).

consiste num filtro morfológico adaptativo, para diferenciar automaticamente os pontos LiDAR em pontos do terreno e pontos não terreno (objectos situados sobre o terreno). Este algoritmo é potenciador da discriminação entre a vegetação baixa e a vegetação alta.

Vosselman (2000) desenvolveu um filtro morfológico utilizando um operador morfológico de erosão, sustentado na pendente (declives ou inclinação). Este método representa as diferenças de altura, entre os pontos pertencentes ao terreno, utilizadas para determinar a função óptima do filtro.

Sithole (2005) desenvolveu trabalhos de comparação entre diferentes métodos ou algoritmos de filtragem, concluindo que: *i)* os filtros baseados na superfície apresentam um melhor desempenho do que os filtros baseados na estrutura; *ii)* a maioria dos algoritmos atuais são pouco adequados para a preservação de discontinuidades na terra nua (um grande problema em paisagens urbanas); *iii)* a maioria dos algoritmos são específicos para cada tipologia de paisagem; *iv)* os erros do Tipo I e do Tipo II⁵ não podem ser minimizados usando um único algoritmo; *v)* características como pontes, que são extensões de terra nua, precisam de ser detectadas em separado e; *vi)* filtros baseados na segmentação tem o potencial de proporcionar uma maior fiabilidade da classificação.

2.2.4. Principais produtos obtidos

Das diferentes fases de tratamento e processamento dos dados LiDAR conhecidas é possível derivar os seguintes produtos:

- i. nuvem de pontos e;
- ii. Modelos Digitais (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

Por sua vez as nuvens de pontos podem ser apresentadas de acordo com três tipologias, i) nuvem de pontos irregular, ii) nuvem de pontos classificada e ii) imagem de intensidades.

Respectivamente, a nuvem de pontos irregular corresponde ao conjunto dos dados LiDAR originais ou em bruto, geralmente classificados em uma única categoria sendo esta normalmente designada como “*Default*” (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

A nuvem de pontos classificada obtém-se a partir de algoritmos de classificação automática, aplicados à nuvem de pontos bruta, que classifica cada ponto de acordo

⁵ Os erros do Tipo I correspondem à rejeição de pontos do terreno enquanto os erros do Tipo II referem-se à aceitação de pontos relativos a objectos. Os erros do Tipo I e II têm que ser compreendidos no contexto de comparação da altura de referência em função dos MDT filtrados (Sithole, 2005).

com a sua posição relativa, ou seja, pelo método do vizinho mais próximo, respeitando a sua classificação de acordo com os pontos mais próximos dentro da nuvem (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

A intensidade corresponde ao componente radiométrico de um conjunto de dados LiDAR (Singh *et al.*, 2010), e obtém-se a partir da amplitude do sinal que retorna ao sensor depois de atingir a superfície terrestre (Fernández-Rivas e Siabato, 2010). Estes valores representam o quão bem os objectos reflectem o comprimento de onda utilizado pelos sistemas LASER (1064 nanómetros) (NOOA, 2008).

A II que permite obter distinções entre superfícies, corresponde à quantidade de energia retro-dispersada que procede do terreno ou objectos presentes no mesmo e que é registada pelo sensor LiDAR (Singh *et al.*, 2010), isto é, a razão entre a força de luz reflectida e da luz emitida, variando de acordo com as características do material e da luz utilizada (Song *et al.*, 2002).

Uma das vantagens na utilização destes valores prende-se com o facto de estes não serem afectados por fatores dependentes das condições de iluminação como por exemplo a ocorrência de sombras (Donoghue *et al.*, 2007), no entanto poderão ser afectados pela orografia do terreno (Luzum *et al.*, 2004), pelas características do voo e do sensor, que podem afectar de forma considerável o tamanho do *footprint* (Donoghue *et al.*, 2007). Pode ainda verificar-se uma atenuação do sinal captado pelo sensor, causado pelas condições atmosféricas verificadas. Devido a alguns efeitos dos fatores enumerados nos valores de intensidade, muitos autores reconhecem a necessidade de normalizar os valores de intensidade (Luzum *et al.*, 2004; Donoghue *et al.*, 2007).

A esta tipologia de informação associa-se uma elevada importância no campo da classificação da cobertura da terra (Song *et al.*, 2002).

Da panóplia de produtos que derivam de um conjunto de dados LiDAR enumera-se o Modelo Digital de Elevação (MDE), correspondente a “um modelo matemático contínuo que representa a forma da superfície, isto é, a elevação em função das coordenadas cartográficas de latitude e longitude” (Brovelli *et al.*, 2004). Por sua vez, este conceito pode ser dividido em duas tipologias de modelo, o Modelo Digital do Terreno (MDT) e o Modelo Digital de Superfície (MDS). A partir destes é possível a obtenção de outros modelos que derivam da interpolação destes, como por exemplo o Modelo Digital de Superfície Normalizado (MDSn) (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

O Modelo Digital do Terreno consiste numa representação da superfície do solo nu (Brovelli *et al.*, 2004), e deriva da interpolação dos pontos do último retorno recebido,

eliminando os pontos que não pertencem ao terreno. Este modelo contribui para a geração de um modelo sem edifícios, sem vegetação e sem os demais objectos possíveis de se observar na superfície terrestre (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

Por outro lado o Modelo Digital de Superfície, que descreve a “altitude da superfície terrestre incluindo edifícios, estradas, vegetação e outras características provenientes de construção humana” (ESRI, 2011a; Brovelli *et al.*, 2004), resulta da interpolação dos pontos do primeiro retorno obtido, permitindo a distinção das alturas das construções, vegetação, pontes e carros (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

A combinação entre estes dois modelos permite por sua vez derivar novos modelos, como por exemplo obter um modelo respeitante apenas à superfície terrestre mas com a presença de edifícios (MDT + Edifícios) (Fernández-Rivas e Siabato, 2010).

2.3. Métodos de Selecção de Características

A classificação de imagens pode, de acordo com a bibliografia disponível assumir diferentes definições, contudo Chuvieco (2000), refere que a classificação digital implica categorizar uma imagem, isto é, reduzir a escala de medida de uma variável contínua (ND (Números Digitais) originalmente detectados pelo sensor) a uma escala categórica (tipos de cobertura) ou ordinal (densidade de vegetação).

Hung *et al.*, (1997), atenta que a classificação de imagens, assente em processos de classificação assistidos (supervisionados) assentam na categorização de cada *pixel* da imagem em uma das várias classes definidas. Para este fim, é fundamental proporcionar um classificador com recursos eficazes para distinguir com precisão diferentes classes de cobertura da terra (Bruzzone e Serpico, 1998).

Segundo alguns autores, a fase de selecção e extracção de características é um importante passo para o sucesso da classificação de imagens (Lu e Weng, 2007), principalmente pela possibilidade de determinar se uma classificação pode ser realizada com os dados disponíveis, antes mesmo de ser executada. Esta fase contribui ainda para a identificação da informação mais útil e eficiente que por sua vez serve de substrato para a escolha da forma ou abordagem mais adequada e determinar se a classificação é ou não viável (Buján *et al.*, 2012).

Concretamente possibilita a escolha do melhor subconjunto de características que transporte um menor erro para os processos de classificação de imagens (Dutra, 1999), permitindo a manipulação de uma grande quantidade de dados e imagens que se podem encontrar com ruído, correlatadas ou até serem irrelevantes (Kavzoglu e Mather, 2000).

A utilização desta técnica torna ainda possível diminuir o tempo computacional requerido pelo processo de classificação e, em alguns casos, os custos da computação de características e da armazenagem das imagens a partir da qual os recursos são extraídos (Bruzzone e Serpico, 1998).

A importância destes processos prende-se com o princípio de que a utilização de muitas características no procedimento da classificação de imagens pode diminuir a precisão da mesma (Lu e Weng, 2007).

A esta técnica aliam-se duas abordagens distintas: *i)* extração de características⁶ e *ii)* selecção de características. O primeiro refere-se à utilização de transformações e combinações de um conjunto inicial de características com vista à geração de novas características, pela aplicação de adequados processos de transformações lineares ou não lineares para o espaço de características originais. Por outro lado, a selecção de características consiste na selecção de um subconjunto de características a partir de um conjunto inicial de características, que permitem separar com precisão as classes de cobertura da terra consideradas. (Bruzzone e Serpico, 1998; Dutra, 1999).

Neste documento atribui-se um maior ênfase aos métodos de selecção de características dedicado a casos de multiclases para a classificação de imagens.

As técnicas mais comumente utilizadas neste processo são técnicas baseadas em medidas de separabilidade estatística entre classes (Bruzzone e Serpico, 1998). Estas permitem seleccionar um subconjunto adequado de características, avaliando o grau de separabilidade associado a cada subconjunto considerado (Bruzzone *et al* 1995). Segundo Swain e King (1973) índices de separabilidade, como o método da Distância de Jeffreys-Matusita e da Divergência Transformada, funcionam como critérios de selecção de características, aplicados a casos multiclases, eficazes para a aplicação na detecção remota.

Por outro lado a utilização de ferramentas básicas como a análise gráfica, efectuada, por exemplo, através de gráficos de barras, bem como a derivação de uma matriz de confusão (erro da classificação) (Dutra, 1999), para identificação de conjuntos óptimos de níveis de informação, constitui o leque de métodos disponíveis para a selecção de características (Lu e Weng, 2007).

⁶ Como “características” entende-se um conjunto de informação que pode incluir assinaturas espectrais, índices de vegetação, imagens, informações transformadas, textural ou contextual, imagens multitemporais, imagens multi-sensor, e os dados auxiliares (Lu e Weng, 2007).

A separabilidade, vista como o principal método de selecção de características, constitui a medida estatística de distância entre duas assinaturas espectrais. Quanto maior for a separabilidade estatística das classes espectrais, menor é a probabilidade de erro associada ao classificador. A separabilidade pode ser calculada para qualquer combinação de níveis de informação ou níveis utilizados no processo de classificação, podendo descartar qualquer nível que não contribua para a precisão da classificação (Hung *et al.*, 1997; Pouncey *et al.*, 1999). Para separabilidades baixas entre classes, a classificação estabelece uma confusão entre as classes, implicando baixos níveis de precisão da classificação (Tolpekin e Stein, 2009).

O primeiro procedimento para a aplicação de métodos estatísticos de separabilidade consiste na definição de áreas de treino, que são “*áreas delimitadas sobre a imagem que correspondem a locais no terreno representativos de cada classe*”, com o propósito de definir as assinaturas espectrais do número óptimo de classes espectrais (Hung *et al.*, 1997; Quartaroli e Batistella, 2006).

Concluído o processo de treino e obtidas as várias classes espectrais, procede-se ao processo de categorização dos *pixels* a cada classe espectral definida (Hung *et al.*, 1997).

Esta mensuração permite estabelecer se a distância espectral entre cada classe é ou não significativa. Após esta avaliação poderá ser necessário rever áreas de treino ou até eliminar do processo de classificação determinados níveis informacionais, quando detectadas assinaturas de classes diferentes com má separabilidade (Quartaroli e Batistella, 2006; Lu e Weng, 2007).

2.3.1. Métodos ou índices de separabilidade

Vários são métodos de separabilidade descritos pela literatura na Deteção Remota, sendo que os mais utilizados no processamento de dados e na classificação de imagens são:

- i. Critérios de divergência;
- ii. Divergência Transformada;
- iii. Distância de Bhattacharyya;
- iv. Distância de Jeffreys-Matusita (Hung *et al.*, 1997).

O critério de divergência (Equação 2.3) é um dos métodos mais populares de separabilidade estatística e consiste na covariância da distância ponderada, medida entre classes definidas na fase de treino da classificação supervisionada (Hung *et al.*,

1997), sendo calculada usando as matrizes de média e de variância-covariância dos dados que representam características das classes (Kavzoglu e Mather, 2000).

Para duas classes de recursos (i e j), os índices de separabilidade entre as classes podem ser calculados como se segue (Kavzoglu e Mather, 2000; Richards e Jia, 2006; Tolpekin e Stein, 2009):

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} [(V_i - V_j)(V_j^{-1} - V_i^{-1})] + \frac{1}{2} \text{tr} [(V_i^{-1} + V_j^{-1})(M_i - M_j)(M_i - M_j)^T] \quad [\text{Equação 2.3}]$$

Em que, i e j correspondem às classes a serem comparadas; Tr é o traço de uma matriz, que é a soma dos elementos da diagonal principal da matriz; V_i e V_j são as matrizes de variância-covariância das classes i e j ; M_i e M_j são os vectores médios correspondentes.

Todavia a utilização deste método acarreta um ponto fraco, que é, nunca ficar saturado, o que significa que caso se queria relacionar a precisão da classificação para a divergência, a precisão iria aumentar constantemente com o aumento do número de níveis utilizado para a classificação (Buján *et al.*, 2012). Os seus valores podem variar entre 0 e ∞ (Tolpekin e Stein, 2009).

O método da Divergência Transformada (DT) (Equação 2.4) introduz à medida de separabilidade, anteriormente descrita, um modo de minimizar o efeito de várias classes com níveis de separabilidade elevados, mas por sua vez pode aumentar o valor de divergência média tornando o método enganoso (Kavzoglu e Mather, 2000).

Para duas classes de recursos (i e j), os índices de separabilidade entre as classes podem ser calculados como se segue (Tolpekin e Stein, 2009):

$$TD_{ij} = c \left[1 - e^{-\frac{D_{ij}}{s}} \right] \quad [\text{Equação 2.4}]$$

Em que, i e j são as classes a ser comparadas; c é um valor constante, que define o intervalo de transferência dos valores de divergência.

O índice da DT entre duas classes i e j é derivado a partir da razão de verossimilhança de qualquer par de classes e varia dentro do intervalo [0,2] (Gonçalves *et al.*, 2008).

Deste modo quanto maior for o valor de DT maior será o nível de separabilidade entre as assinaturas espectrais, em que o valor de 2 é indicador de uma separabilidade de classes perfeita, e por sua vez o valor de 0 indica uma sobreposição completa entre as classes definidas. Normalmente atribui-se a valores superiores a 1,9 um grau de separabilidade elevado e a valores inferiores a 1,7 uma baixa separabilidade. Para os valores compreendidos entre 1,7 e 1,9 é conferido um grau de separabilidade moderada (Gonçalves *et al.*, 2008).

Outro dos métodos de separabilidade, que estima a probabilidade da classificação correta é a Distância de Bhattacharyya (Equação 2.5) (Kavzoglu e Mather, 2000). Tal como no método da Divergência os seus valores podem variar entre 0 e ∞ , isto é, não apresenta um valor máximo (Kavzoglu e Mather, 2000; Tolpekin e Stein, 2009).

Para duas classes de recursos (i e j), a Distância de Bhattacharyya entre as classes podem ser calculados como se segue:

$$B_{ij} = \frac{1}{8} (M_i - M_j)^T \left[\frac{V_i + V_j}{2} \right]^{-1} (M_i - M_j) + \frac{1}{2} \ln \frac{\left| \frac{V_i + V_j}{2} \right|}{\sqrt{|V_i| |V_j|}} \quad \text{[Equação 2.5]}$$

Em que, i e j são variáveis relativas às classes a ser comparadas; V_i e V_j são as matrizes de variância-covariância das classes i e j ; M_i M_j – são os vectores médios correspondentes.

Assim como acontece com o método da DT, relativamente aos critérios de divergência, a Distância de Jeffries-Matusita (Equação 2.6) permite a transformação dos valores da Distância de Bhattacharyya num intervalo de valores mais específico (Kavzoglu e Mather, 2000).

Por outro lado, esta medida de separabilidade tende a suprimir valores de separabilidade elevados e a sobrestimar valores baixos de separabilidade (Kavzoglu e Mather, 2000).

Para duas classes de recursos (i e j), a Distância de Jeffries-Matusita entre classes pode ser calculada como se segue descrito na equação 2.6 (Kavzoglu e Mather, 2000; Tolpekin e Stein, 2009):

$$J - M_{ij} = \sqrt{2 (1 - e^{-B_{ij}})} \quad \text{[Equação 2.6]}$$

Em que, i e j são variáveis relativas às classes a ser comparadas e B_{ij} corresponde ao índice da Distância de Bhattacharyya (Bruzzone *et al.*, 1995).

Comparativamente ao método da DT, também a DJM varia num intervalo entre 0 e 2. Para valores próximos de 2 pressupõe-se valores de separabilidade elevados, enquanto valores tendentes a 0 referem-se a um grau de separabilidade muito baixo (Gonçalves *et al.*, 2008).

Para um número de classes maior que dois, são utilizados os valores médios dos métodos da DT e da DJM (Bruzzone e Serpico, 1998; Tolpekin e Stein, 2009;), no entanto terão sido derivadas várias estratégias para alargar estes métodos a casos de multiclasses (Bruzzone *et al.*, 1995).

Segundo Richards e Jia (2006), a média da Divergência (D) pode ser descrita pela equação 2.7, abaixo indicada:

$$\bar{D} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^M p(\omega_i)p(\omega_j)d_{ij} \quad \text{[Equação 2.7]}$$

Em que, M é o número de classes espectrais; $p(\omega_i)$, $p(\omega_j)$ correspondem à probabilidade prévia das classes.

Segundo Tolpekin e Stein (2009), e assumindo que foram definidas L classes, a média da DT pode ser expressa pela equação 2.8:

$$\bar{DT} = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{\alpha=1}^{L-1} \sum_{\beta=\alpha+1}^L DT_{\alpha\beta} \quad \text{[Equação 2.8]}$$

Similarmente a média da DJM representa-se (Equação 2.9) (Buján *et al.*, 2012):

$$\bar{JM} = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{\alpha=1}^{L-1} \sum_{\beta=\alpha+1}^L JM_{\alpha\beta} \quad \text{[Equação 2.9]}$$

No cômputo geral, o método da DT e da DJM são preferidos, relativamente aos outros dois métodos mencionados, devido ao seu comportamento de saturação de valores elevados (Tolpekin e Stein, 2009).

Sendo os métodos de separabilidade estatísticos usados para medir a distância entre classes (medida de separabilidade), assume-se que um aumento da distância entre as classes envolve um aumento na separabilidade. No entanto o método da Divergência não assume este princípio. Se o método da divergência é representado como uma função da distância entre classes e, em seguida, comparado com a representação da probabilidade de obtenção de uma classificação correta com base na distância, pode-se observar que a separabilidade cresce mais lentamente do que a distância (Figura 2.11) (Richards e Jia, 2006).

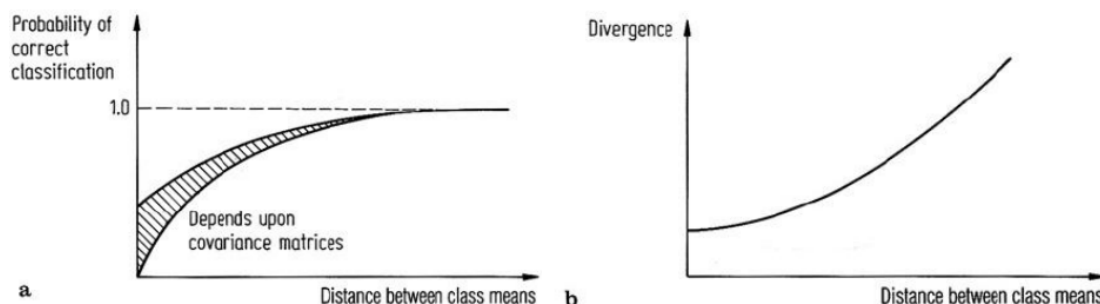


Figura 2.11 – a) probabilidade de uma classificação correta em função da separação espectral entre classes; b) método da Divergência em função da separação espectral de classes (Fonte: Swain e King, 1973; Richards e Jia, 2006).

Considerando o método da distância de Jeffries-Matusita, a presença do fator exponencial (Equação 2.6) dá um peso exponencialmente decrescente para o aumento da separação entre as classes espectrais. Se representada graficamente como uma função da distância entre a classe significa que apresenta um comportamento de saturação não muito diferente daquela prevista para a probabilidade de classificação correta (Figura 2.12) (Richards e Jia, 2006).

Assim a representação da distância de Jeffries-Matusita como uma função da distância corresponde a melhores níveis de separabilidade, considerando que para uma distância (separabilidade) de 2,0 entre as classes espectrais implicaria uma classificação com uma precisão de 100% (Figura 2.12). Este comportamento de saturação é extremamente desejável, não sofrendo a mesma dificuldade que o método da divergência (Richards e Jia, 2006).

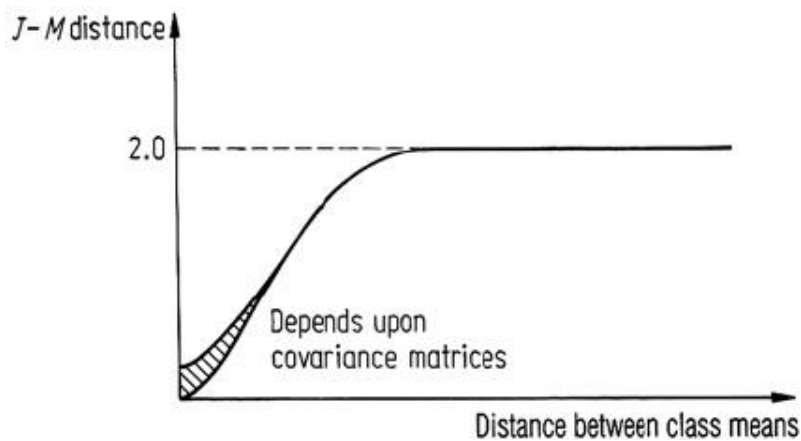


Figura 2.12 – Distância de Jeffries-Matusita em função da distância média entre classes espectrais (Fonte: Swain e King, 1973; Richards e Jia, 2006).

Swain e King (1973) descrevem a relação empírica entre a divergência transformada e a probabilidade da classificação (emparelhada) ser correta, estabelecendo à priori o limite superior realizável na precisão da classificação para um conjunto existente de classes espectrais (Richards e Jia, 2006) (Figura 2.13).

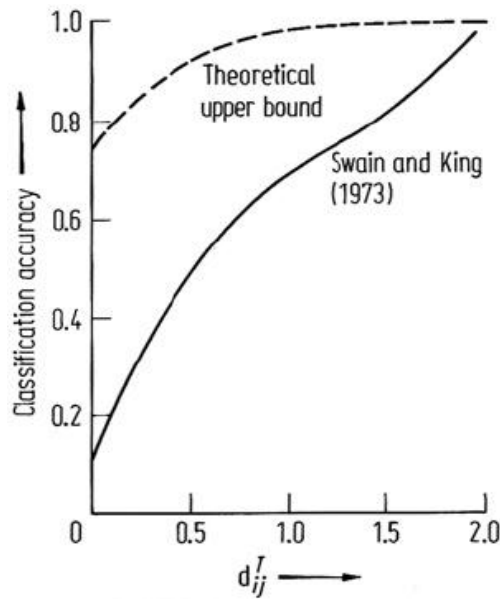


Figura 2.13 – Divergência Transformada em função da probabilidade da classificação ser correta.

Assim como o método da DJM, também o método da DT, devido ao seu carácter exponencial terá um comportamento de saturação com o aumento da separação entre classes, sendo também computacionalmente mais económico. Neste sentido, tem-se demonstrado que este método é quase tão eficaz como a DJM no que toca ao processo de selecção de características, obtendo igualmente resultados consideravelmente melhores quando comparado com o método da divergência simples e da distância de Bhattacharyya (Richard e Jia, 2006).

Por conseguinte, a DJM é o estimador mais fiável do desempenho de classificação (Richards e Jia, 2006).

2.4. Validação da informação gerada

Segundo López (2002), o *progresso técnico-científico que se tem vindo a verificar no campo das ciências geográficas, acarreta novas exigências quanto à qualidade da produção cartográfica*. Chuvieco (2000) considera que à cartografia se encontra implícito o conceito de erro, derivado à qualidade dos dados e do próprio método aplicado (interpolação, classificação, etc.), sendo necessário aplicar práticas de verificação do erro, avaliando a qualidade final da cartografia.

Temas como a exactidão posicional e a avaliação da exactidão dos parâmetros temáticos constituem o leque de técnicas ou métodos científicos para a avaliação da qualidade da produção cartográfica (López, 2002). A validação de qualquer método ou modelo requer uma avaliação estatística que quantifique o nível de concordância entre

os resultados obtidos com o método desenvolvido e como a realidade é representada tendo em conta os dados de referência (Buján *et al.*, 2012). Neste sentido a definição e selecção do conjunto de pontos para validação da concordância entre os resultados obtidos, deve seguir uma série de requisitos como: *i)* o número; *ii)* a sua localização e; *iii)* a sua distribuição. Por sua vez, o número de Pontos de Controlo (PC) depende: *i)* do tamanho e da complexidade da área de estudo; *ii)* quanto à sua localização, estes devem ser claramente identificáveis na imagem e no terreno e; *iii)* devem apresentar uma distribuição uniforme sobre o território em análise (Chuvieco, 2000).

Assim sendo é essencial que a informação cartográfica produzida apresente um “*elevado padrão de qualidade posicional, geométrico, de atributos e ser coerente com a restante informação produzida*” (Afonso *et al.*, s/d). Neste sentido os requerimentos associados à exactidão posicional e temática de uma BDG devem considerar o uso pretendido e as necessidades do projecto, tendo em conta os elevados custos na aquisição de uma BDG (López, 2002; NOAA, 2008).

2.4.1. Validação altimétrica

A exactidão posicional refere-se ao grau de conformidade com que se representam as posições horizontais e verticais de uma BDG (Base de Dados Geográfica), relativamente à posição dos mesmos sobre o terreno (López, 2002).

Tem-se verificado a existência de um largo espectro de referências relativas à exactidão posicional de produções cartográficas, sendo fundamental distinguir os conceitos de deslocamento e precisão (López, 2002; Afonso *et al.*, s/d), neste sentido o primeiro refere-se a uma discrepância sistemática média entre as posições verificadas na BDG e as do terreno, enquanto o conceito de precisão corresponde à dispersão do erro (López, 2002). A avaliação da exactidão posicional assenta em dois pilares fundamentais, que são a exactidão planimétrica e a exactidão altimétrica. No caso concreto deste trabalho iremos explorar mais afinadamente o tema da validação altimétrica ou vertical da informação cartográfica.

Da lista de testes utilizados para a avaliação da componente posicional da cartografia utiliza-se usualmente o teste NSSDA (*National Standard for Spatial Data Accuracy*) que vem substituir os testes NMAS (*National Map Accuracy Standard*) e ASPRS (*American Society of Photogrammetry and Remote Sensing*). De uma forma geral, estes testes consideram tanto a componente horizontal como a componente vertical baseando-se no EMQ da amostra, em função de um determinado nível de confiança imposto pelo usuário (López, 2002).

O erro médio quadrático (EMQ) “é análogo ao desvio padrão de um conjunto de dados não viciado, (isto é, um conjunto de dados que tem erros igualmente distribuídos acima e abaixo de zero), de tal forma que cerca de 68% dos dados caem dentro da gama do EMQ ou um desvio padrão” (NOOA, 2008) e representa-se pela seguinte equação 2.10.

$$EMQ = \sqrt{\frac{\sum(\Delta h)^2}{n}} \quad \text{[Equação 2.10]}$$

Em que, n é o número de elementos da amostra ou de observações; Δh é a diferença entre a altitude medida e a altitude real para cada ponto.

O índice de precisão revela como os erros são dispersos ou espalhados sobre zero e reflecte a magnitude limite de erro para várias probabilidades (Greenwalt e Shultz, 1968) (Figura 2.14).

92	1.7507
93	1.8119
94	1.8808
95	1.9600
96	2.0537

Figura 2.14 – Extracto e destaque para o índice de precisão linear ou vertical para um grau de confiança de 95%.

Segundo os autores Greenwalt e Shultz (1968) e López (2002) para avaliar a componente de exactidão vertical com um nível de confiança de 95%, deve seguir-se a equação 2.11.

$$EX = 1,9600 * EMQ_z \quad \text{[Equação 2.11]}$$

Apesar destes métodos serem os mais aplicados à avaliação da exactidão posicional da informação, existem outros como o EMAS (*Engineering Map Accuracy Standard*) que se baseia em hipóteses sobre limites aceitáveis para os erros aleatórios e sistemáticos (López, 2002).

Autores como Camargo *et al* (2009) utilizaram como método de validação, a análise de exactidão, composta por testes de tendência (“t” de *Student*) e de precisão (Qui-quadrado). Ambos se apoiam nos valores de discrepâncias (Δ) entre as coordenadas dos produtos gerados e as coordenadas de referência (base cartográfica e/ou pontos GPS).

Actualmente os dados LiDAR, no que respeita à sua precisão vertical, podem apresentar valores de EMQ de menos de 20 centímetros, distanciando-se de valores

de precisão obtidos a partir de outros métodos, como a fotogrametria, assumindo valores de EMQ de cerca de 2,4 metros. No entanto, esta consideração é variável de acordo com os dados de origem, tendo verificando-se valores de EMQ de 3,7 metros para conjuntos de dados LiDAR do ano 1999 (NOOA, 2008).

Para produtos de cartografia de referência e temáticos, derivados de dados LiDAR, verifica-se, em condições ideais, a obtenção de precisões (EMQ) verticais e horizontais de 10-15 cm e 50-100 cm, respectivamente, traduzindo-se em produtos com elevada exactidão posicional comparativamente a técnicas mais tradicionais da cartografia terrestre, como é exemplo, a fotogrametria (Reutebuch *et al.*, 2005).

Quando avaliada a precisão vertical da cartografia em função da ocupação do solo, atribui-se aos pontos do solo nu uma maior precisão, enquanto outras categorias de ocupação do solo, apresentarão uma precisão variável de acordo com o processamento efectuado para a eliminação dos respectivos objectos (NOOA, 2008). Um MDT gerado a partir de dados LiDAR poderá apresentar um erro altimétrico nominal em torno de 0,15m em áreas planas, mas a cobertura florestal e a declividade podem aumentar substancialmente este erro, indo ao encontro da premissa básica de que os pontos referentes ao solo nu apresentam maior precisão vertical (Zandoná *et al.*, 2005).

2.4.2. Validação temática

Do ponto de vista da qualidade, a componente temática refere-se à exactidão dos atributos de uma BDG, em que, para atributos quantitativos a exactidão será determinada empregando o método do EMQ, enquanto a exactidão em nomes, códigos ou atributos qualitativos, é comum utilizar-se taxas de erro medidas em percentagem (%) (Chuvienco, 2000).

O desenho e definição de amostras ou áreas de treino para o processo de validação dos métodos de classificação ou da exactidão temática de imagens, permitem distinguir estatisticamente distintas categorias de ocupação do solo e revela-se um passo fundamental para a obtenção de resultados válidos e satisfatórios.

As características de uma boa amostragem prendem-se com a selecção adequada de uma parte da imagem classificada, de tal forma, que sendo a mais pequena possível represente adequadamente o conjunto. O método de selecção das amostras, o seu tamanho e distribuição bem como o nível de confiança atribuído à estimação, constituem os fatores que interferem na qualidade da estimação. Relativamente ao

tamanho da amostragem sugere-se a definição de 1% da superfície cartografada. A fórmula normalmente atribuída à medição desta variável binomial representa-se pela seguinte equação 2.12 (Chuvieco, 2000).

$$n = \frac{z^2 pq}{E^2} \quad \text{[Equação 2.12]}$$

Em que, z^2 é a abcissa da curva normal para um nível determinado de probabilidade; p indica a percentagem de acertos estimado; q o índice de percentagem de erros ($q = 1 - p$); E corresponde ao nível permitido de erro (Chuvieco, 2000).

Não obstante, alguns autores, como López (2002) recomendam tomar um mínimo de cinquenta amostras por cada classe de ocupação do solo.

O método mais utilizado para a avaliação da precisão da classificação passa pela construção de matrizes ou tabelas de confusão (Congalton, 2005), que resumem a fiabilidade entre classes de ocupação do solo, permitindo plasmar os conflitos entre categorias (Chuvieco, 2000), elencando um conjunto de medidas de precisão da classificação. As mais populares medidas de precisão da classificação são a percentagem de casos ou amostras correctamente alocados e/ou classificados, relacionando o número de casos correctamente atribuídos à classe para o número total de casos desta classe e o índice Kappa que expressa a diferença entre a concordância observada entre os dois mapas e a que seria obtida se a classificação fosse realizada ao acaso, com valores entre 0 e 1 (Figura 2.15) (Chuvieco, 2000; Foody, 2001).

No entanto a precisão pode ainda ser analisada individualmente pela análise dos erros de inclusão e erros de exclusão presentes na classificação. Os erros de omissão ocorrem por inclusão um objecto na classe a qual ele não pertence e o de omissão quando um objecto é excluído da classe a que pertence. Na matriz de erro esses valores são obtidos por meio das exactidões do usuário e do produtor (Figura 2.15) (Rovedder, 2007).

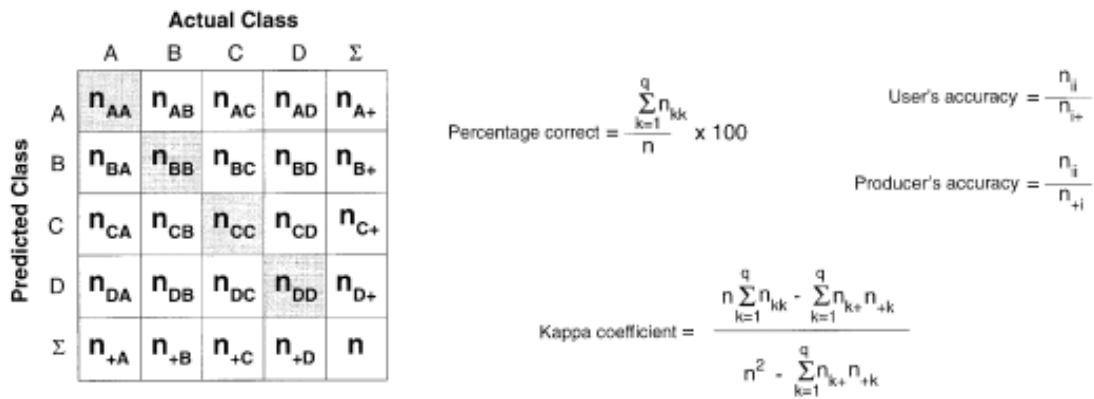


Figura 2.15 – Exemplificação de uma matriz de confusão⁷ e algumas medidas comuns de precisão de classificação que podem ser derivadas a partir da mesma (Fonte Foody, 2001).

Apesar da medida da percentagem de casos correctamente classificados, ser meramente informativo e ter sido algumas vezes criticado por alguns utilizadores que consideram que em alguns casos as amostras podem ter sido alocadas para a classe correta por acaso, será o método aplicado para a validação da classificação em árvore de decisão (Foody, 2001).

Por sua vez, a avaliação dos resultados, com base na matriz de confusão, pode ser feita com base em técnicas de validação cruzada, que utiliza o mesmo conjunto de dados na validação e na classificação, e no método que recorre a um conjunto de dados independentes ou externos ao classificador (Corbelle e Crecente, 2012). A validação cruzada consiste na *divisão dos dados em N blocos de dimensão semelhante para uma aprendizagem de N iterações, em que a cada iteração se utilizam N-1 blocos para aprendizagem e o outro para teste, sendo este diferente a cada iteração* (Cruz, 2007) e que permite ao utilizador, evitar a selecção de um conjunto de amostras de verificação independentes, ou, em outras palavras, proporciona a utilização de toda a informação disponível como parte do conjunto de treino e ainda ter uma avaliação da precisão da classificação proveniente de uma amostra independente (Corbelle e Crecente, 2012). Este processo intuitivo imita de perto a situação real usando dados de previsão que são semelhantes às que seriam encontradas na previsão (Michaelsen, 1987).

⁷ Os elementos destacados representam a diagonal principal da matriz de confusão, que contém os casos de concordância entre as etiquetas das classes representadas na classificação de imagem e os dados de campo ou amostras de validação, enquanto os elementos fora da diagonal contém os casos em que existe uma divergência entre as classes (Foody, 2001; Congalton, 2005).

3. METODOLOGIA

Este capítulo descreve numa fase inicial a caracterização e identificação da área de estudo, a informação de base utilizada e respectiva caracterização, bem como a caracterização dos *softwares* utilizados.

Posteriormente apresenta-se a explanação e descrição do modelo conceptual de todas as fases de trabalho adotadas, em que se considera como primeira fase o processamento dos dados LiDAR, que atenta à obtenção dos diferentes modelos digitais, bem como de níveis de informação relativos aos declives, à imagem de intensidade e diferença entre primeiro e último retorno. A segunda fase refere-se à análise da separabilidade por aplicação de métodos ou índices de separabilidades, prevendo anteriormente a etapa da eleição de amostras, ou áreas de treino.

Por fim a realização de um modelo conceptual de classificação em árvore de decisão, introduz dados de validação das amostra classificadas correctamente considerando-se uma determinada combinação de níveis de informação, isto é, disponibiliza informação acerca da percentagem de amostras bem classificadas tendo em conta a árvore de decisão calculada.

3.1. Área de estudo

A área de estudo insere-se na Região da Galiza, na província de Lugo, mais concretamente em Vilapena, no concelho de Trabada, com uma área aproximada de 0,48 km² (48 ha). Por ser um prolongamento de todo o concelho de Trabada, caracteriza-se pela combinação de elevações altas do terreno e vales profundos e férteis, exibindo também uma grande variedade de tipos de ocupação do solo características da região como campos de cultivo e vastas áreas florestais, caracterizando-se também pela ocorrência de pequenos assentamentos rurais, convergindo num objecto de estudo válido para o cumprimento dos objectivos propostos (Figura 3.1) (Buján *et al.*, 2012).

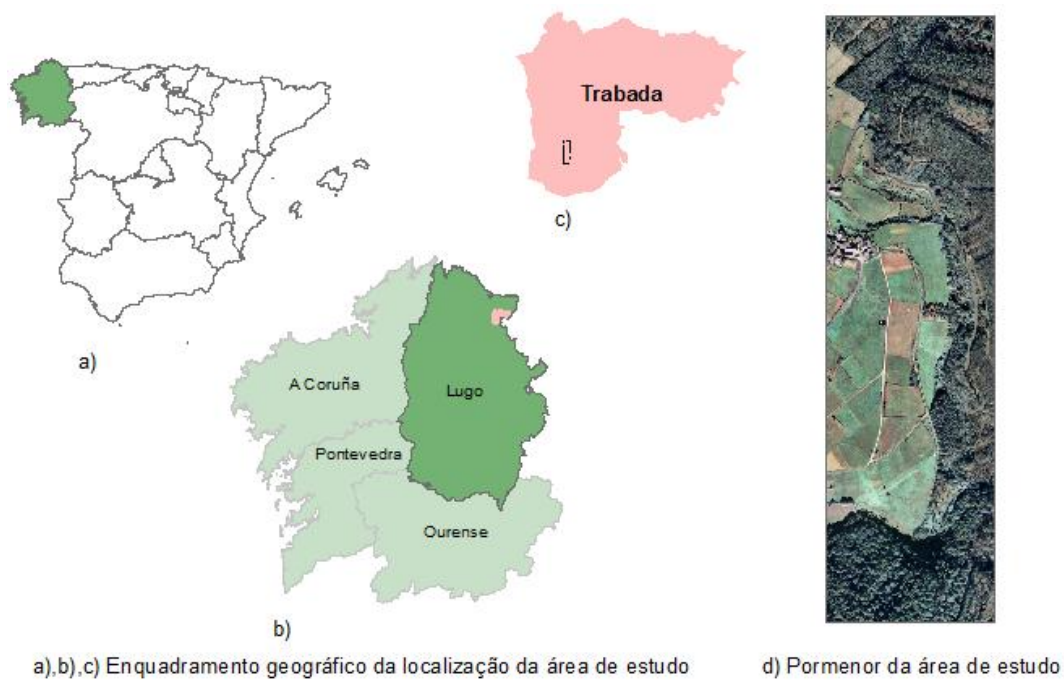


Figura 3.1 – Enquadramento geográfico e pormenor da localização da área de estudo.

3.2. Informação de base

A informação de base utilizada para a realização deste trabalho prático é composta essencialmente por dois conjuntos multitemporais de dados LiDAR, por um conjunto de pontos de controlo e por uma ortofotomagem (ortofotomapa). O sistema de coordenadas utilizado para a geração dos níveis de informação foi o sistema de coordenadas ETRS1989, na projecção UTM e fuso 29N.

Quadro 3.1 – Informação de base utilizada.

Tema	Fonte da Informação	Formato
Limites Área de estudo		Vectorial (shapefile)
Pontos de controlo	LaboraTE	Vectorial (shapefile)
Nuvem de pontos (2004)	LaboraTE	Vectorial (.txt/shapefile)
Nuvem de pontos (2010)	LaboraTE	Vectorial (.txt/shapefile)
Ortofotomapa (2004)	IGN	Raster

Os dados LiDAR utilizados para este trabalho correspondem a dois conjuntos de dados multitemporais, obtidos a partir de dois voos distintos com uma diferença de 6 anos e ambos com uma densidade de 4 pulsos/m², obtidos a partir de dois sistemas de scâner distintos, o sistema Optech ALTM 2033 e o sistema Leica ALS50-II.

Respectivamente, o levantamento destes dados ocorreu em Novembro de 2004 e Outubro de 2010.

A utilização de dois sistemas de scâner distintos (Quadro 3.2) transportou diferenças ao nível das características de cada nuvem de pontos.

Quadro 3.2 - Características dos sensores Optech ALTM 2033 e Leica ALS50-II.

	Conjunto de dados Lidar 1	Conjunto de dados Lidar 2
Data	Novembro de 2004	Outubro de 2010
Tipo de Sensor	Optech ALTM 2033	Leica ALS50-II
Frequência dos pulsos laser	33 000 Hz	115 700 Hz
Ângulo do scâner	$\pm 10^\circ$	$\pm 12^\circ$
Frequência do scâner	31 Hz	40Hz
Divergência do feixe	0.2 mrad	0.2 mrad
Comprimento de onda	1064	1064
Sobreposição	60%	30%
Nº de passagens	18	6
Densidade de medição	4 pulsos/m ²	4 pulsos/m ²
Altura do voo	1070-1250 m	1900 m
Precisão planimétrica	≤ 0.60 m	≤ 0.20 m
Precisão altimétrica	≤ 0.15 m	≤ 0.07 m

Fonte: Buján *et al.*, 2012.

Neste sentido a nuvem de pontos obtida a partir do sistema Optech ALTM 2033, para o ano 2004, caracteriza-se pela ocorrência de dois retornos por pulso, ou seja, para cada pulso existe informação relativa ao primeiro (1) e último retorno (2). Enquanto o sistema Leica ALS50-II, usado para o ano 2010, é representado pela existência de retornos múltiplos, assim sendo, para cada pulso o sistema é capaz de detectar até quatro alvos para cada pulso laser (primeiro, segundo, terceiro e último) (Figura 3.2). Todavia a ocorrência de retornos múltiplos observa-se apenas em zonas com uma superfície permeável, como por exemplo as zonas arborizadas.

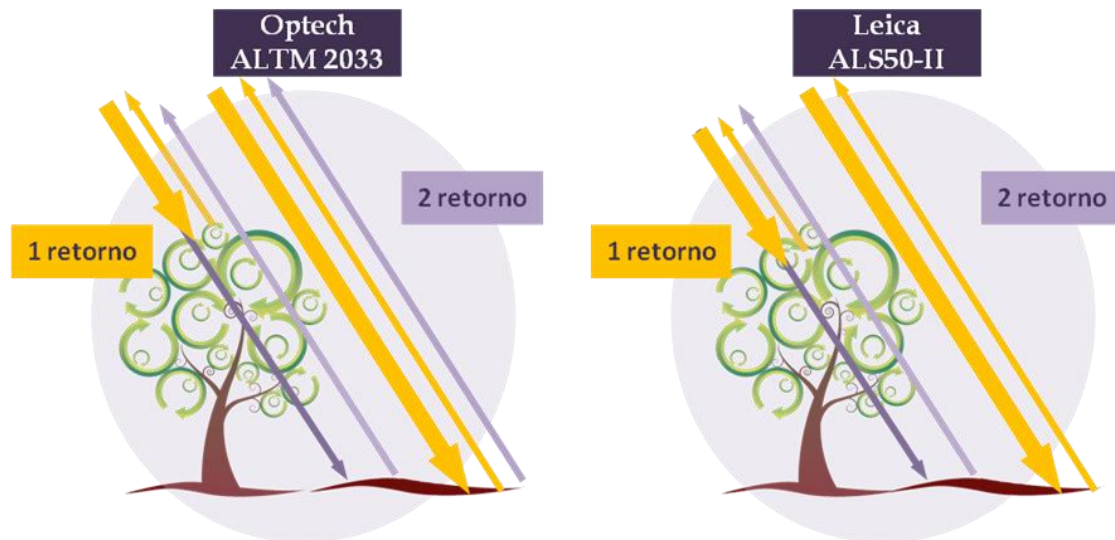


Figura 3.2 – Representação do comportamento dos sistemas laser adoptados.

O levantamento dos PC (Pontos de Controlo) utilizados para processos de validação altimétrica do MDT, consistiu numa fase inicial no desenho e estabelecimento de uma rede microgeodésica que permitiu realizar os trabalhos de campo no mesmo sistema de referencia que os dados LiDAR, mais concretamente o sistema ETRS89, projecção UTM, fuso 29N.

O segundo passo, e tendo como apoio a rede microgeodésica, passou pela marcação das esquinas de cada uma das parcelas previamente estabelecidas no ano 2004, bem como uma série de pontos dentro de cada uma das parcelas.

O desenho da rede microgeodésica necessitou de um reconhecimento prévio da zona de estudo, com o intuito de estabelecer as zonas óptimas para colocação de bases GPS precisas, fundamentais para as medições GPS posteriores. A localização das duas bases GPS precisas, ocorreu, uma na parte norte da área de estudo próxima às parcelas e outra na zona mais central onde se aglomeravam o maior número de parcelas.

O método de medição foi o conhecido método Estático, que permite alcançar altas precisões planimétricas e altimétricas, num período de aproximadamente uma hora.

3.3. Softwares utilizados

Para a realização deste trabalho recorreu-se à utilização de quatro *softwares*, dois deles softwares proprietários, o ArcGIS 10 e o ENVI 4.2, e os outros dois softwares livres, o FUSION/LDV 3.01, e o R 2.13.0.

i. ArcGIS:

O ArcGIS é um *software* criado pela ESRI (*Environmental Systems Research Institute*) em ambiente de Sistemas de Informação Geográfica (SIG) que disponibiliza um leque de ferramentas de forma integrada e de fácil utilização para a gestão de bases de dados temáticas. Este suporta conjuntos de dados tanto em formato vectorial como matricial ou raster (Prado, 2009).

O ArcMap é um aplicativo do ArcGIS voltado essencialmente para a edição e produção de mapas, permitindo também a elaboração de análises espaciais. Dentro deste destacam-se ainda a existência de extensões como o ArcCatalog e ArcToolbox que respectivamente disponibiliza ferramentas para a exploração, armazenamento, pesquisa e gestão/organização de informação geográfica; e disponibiliza uma colecção de ferramentas de geoprocessamento, permitindo criar novas ferramentas, roteiros e modelos espaciais (Prado, 2009).

Para este trabalho a utilização deste *software* contribuiu para a manipulação e produção de informação geográfica, através da elaboração de *queries* entre os diferentes níveis de informação, derivados do *software* FUSION, por exemplo. Foi ainda determinante para a elaboração e edição de *layouts* /saídas gráficas.

ii. ENVI:

Para a análise e processamento de imagens geoespaciais recorreu-se ao *software* ENVI 4.2, que dispõe de um conjunto de ferramentas automáticas de pré-processamento para visualização e análise de imagens, permitindo concretamente:

- i. visualizar grandes quantidades de dados e metadados;
- ii. comparar imagens visualmente;
- iii. explorar assinaturas espectrais, entre outras (ESRI, 2011b).

A utilização deste *software* permitiu efectuar a análise da separabilidade entre as categorias de Ocupação do Solo definidas para este projecto.

iii. FUSION/LDV:

O *software* FUSION/LDV é um *software* livre criado pelo Forest Service of the U.S. Department of Agriculture, para o tratamento e processamento de dados LiDAR (McGaughey, 2012).

O seu sistema de análise e visualização consiste em dois principais programas, FUSION e LDV (Lidar Data Viewer), e numa colecção de tarefas específicas para a linha de comandos do programa (McGaughey, 2012).

O interface do FUSION consiste numa janela de visualização gráfica e numa janela de controlo. Este interface permite a projecção de todos os dados através de um sistema 2D, típico dos sistemas de informação geográfica, uma vez que suporta uma grande variedade de tipos e formatos de dados, tais como *shapefiles*, imagens, modelos digitais do terreno e de superfície e dados de retorno LiDAR (McGaughey, 2012).

Por outro, o LDV permite visualizações 3D para a análise e mensuração de subconjuntos de dados espaciais (McGaughey, 2012).

A utilização deste *software* foi crucial para a fase de processamento dos subconjuntos de dados LiDAR possibilitando explorar e analisar os mesmos. Essencialmente permitiu: *i*) a extracção e separação de retornos dos subconjuntos de dados; *ii*) a execução de processos de filtragem para a diferenciação de pontos do terreno e não terreno, bem como a geração do MDT; *iii*) a conversão em outros formatos (.txt, .asc, .lda, etc.); *iv*) e a geração da II.

i. R:

R é um *software* livre para a produção de análises e gráficos estatísticos, criado Robert Gentleman e Ross Ihaka do Departamento de Estatística da Universidade de Auckland, em 1995. Este *software* representa-se por uma eficaz instalação, manipulação e armazenamento de dados, e por uma coerente e integrada livreria de ferramentas intermediárias para análise de dados (Verzani, 2002).

Neste trabalho foi utilizado para a geração de gráficos estatísticos, como diagramas de caixas (*Boxplot*), permitindo a análise e validação quantitativa dos dados de amostragem, bem como a sobreposição espectral entre COS.

Permitiu ainda a derivação de um modelo conceptual de classificação em árvore de decisão, possibilitando a validação das amostras ou áreas de treino seleccionadas, por outras palavras, contribuiu para uma validação teórica da classificação.

3.4. Processamento dos dados LiDAR

Como objetivo deste trabalho pretende-se avaliar a possibilidade de classificar uma paisagem rural de relevo complexo, em sete classes de ocupação do solo presentes na área de estudo.

As classes de ocupação do solo definidas para este trabalho, foram determinadas tendo em conta as principais particularidades e atributos predominantes na área de estudo, destacando-se as seguintes:

- i. Edifícios;
- ii. Vegetação Alta (árvores adultas);
- iii. Zonas Desflorestadas;
- iv. Vegetação Jovem (árvores novas);
- v. Vegetação Baixa (pastagens e campos de cultura);
- vi. Solo Nu;
- vii. e Zonas Pavimentadas.

Para a determinação da resolução espacial a ser aplicada às imagens geradas considerou-se como ponto de referência o diâmetro do ponto projectado do raio laser no solo. A derivação deste valor é função da altura do voo (H em m) e da divergência do raio LASER (α em radianos), tal como se descreve na equação 3.1 (Brandalize, 2002).

$$D = \alpha * H \quad \text{[Equação 3.1]}$$

Assumindo α como 0,2 mrad para o conjunto de dados multitemporais e uma altura de voo compreendida entre 1070-1250m para o ano 2004 e 1900 m para o ano 2010, acima de uma elevação média do terreno de 350 m, obteve-se como diâmetro do ponto projectado no solo 0,18 m e 0,31 m, para o conjunto de dados relativo ao ano 2004 e 2010, respectivamente, assumindo o pressuposto de que o diâmetro do ponto projectado no solo corresponde à resolução espacial máxima realizável (Höfle and Pfeifer, 2007; Buján *et al.*, 2012).

Do ponto de vista processual interessou utilizar níveis de informação com a mesma resolução espacial, e por isso definiu-se como tamanho de *pixel* 0,5m.

A figura 3.3 tenta descrever o modelo conceptual adotado para o processamento do MDT, MDS, MDSn, D ,ES, II, FP_LP e finalmente da imagem Dif_MDSn, produzidos para ambos os conjuntos de dados LiDAR (2004/2010), com exceção da II para o ano 2010.

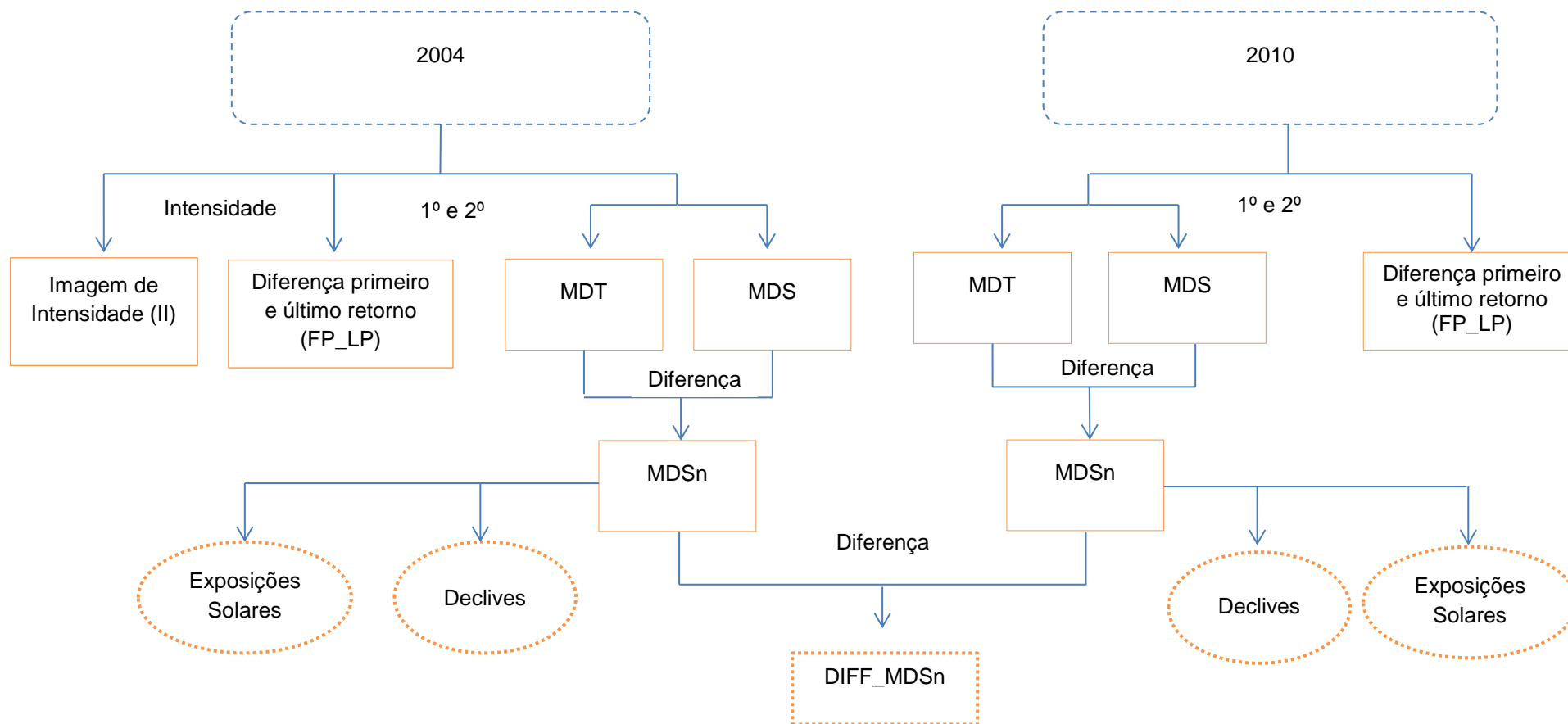


Figura 3.3 – Descrição da metodologia adoptada no processamento dos dados, considerando dois conjuntos multitemporais de dados LiDAR (2004/2010).

3.1.1. Modelo Digital do Terreno

Um MDT caracteriza-se por ser uma representação matemática tridimensional da superfície terrestre. A derivação deste modelo utilizou como dados de base o primeiro e último retorno de cada conjunto de dados multitemporais com um total de pontos de 4.881.232 para o ano 2004 e 3.014.962 para o ano 2010, aplicando-se o comando GROUNDFILTER do FUSION/LDV, responsável pela filtragem da nuvem de pontos original. Este assenta nos princípios da função de pesos adaptada por Kraus e Pfeifer, (1998), prevendo a identificação dos retornos que mentem relativamente à sua posição, ou seja, se são ou não retornos do terreno.

O comando GROUNDFILTER representa-se pela seguinte estrutura e cada parâmetro é descrito no Quadro 3.3:

```
GroundFilter [switches] outputfile cellsize datafile1 datafile2
```

Quadro 3.3 – Descrição dos parâmetros utilizados pelo comando GROUNDFILTER do FUSION/LDV.

Parâmetros	Descrição
Outputfile	Directório e nome do ficheiro contendo os dados lidar classificados como ponto do terreno.
Cellsize	Tamanho de célula usada para modelos de superfície intermédios.
datafile1	Primeiro ficheiro de dados Lidar.
datafile2	Segundo ficheiro de dados Lidar.
Switches	
median:#	Usa um filtro de mediana para a superfície intermediária com janela compreendida entre # por #.
smooth:#	Usa um filtro de média focal para a superfície intermediária com janela compreendida entre # por#.
finalsmooth	Usa um filtro de suavização para a superfície intermediária antes da selecção dos pontos de terreno.
gparam:#	Valor para o parâmetro <i>g</i> da equação de peso (valor padrão é -2,0).
wparam:#	Valor para o parâmetro <i>w</i> da equação de peso (valor padrão é 2,5).
aparam:#	Valor para o parâmetro <i>a</i> da equação de peso (valor padrão é 1,0).
bparam:#	Valor para o parâmetro <i>b</i> da equação de peso (valor padrão é 4,0).
tolerance:#	Valor de tolerância para a filtragem final dos pontos do terreno. Apenas pontos dentro # unidades do modelo final de superfície intermédia serão incluídos no ficheiro de saída. Se não for especificada a tolerância, o valor de peso é usado para filtrar pontos.
iterations:#	Número de iterações para o processo de filtragem (valor padrão é 5).
diagnostics	Disponibiliza informação durante o processo de filtragem.

Para a classificação da nuvem de dados LiDAR, do ano 2004, em pontos do terreno e pontos “*não terreno*” e recorrendo à biblioteca de coeficientes e parâmetros do comando GROUNDFILTER do FUSION, utilizou-se por defeito um total de 5 iterações, um valor de -2,0 para o parâmetro *g*, também assumido por defeito, e um valor de *w* de 2,1, resultando na seguinte linha de comando:

```
C:\FUSION\groundfilter.exe /diagnostics /wparam:2.1 /median:9
/smooth:7 /finalsmooth /tolerance:1
C:\Resultados MDT2004\MDT2004.lda 0.5
C:\Dados_LiDAR2004\PT_2004.lda
```

Para o ano 2010 as variáveis ou parâmetros assumidos para a classificação e/ou filtragem da nuvem de pontos LiDAR em pontos do terreno e pontos classificados como não sendo do terreno, apresentam-se descritos na seguinte linha de comando:

```
C:\FUSION\groundfilter.exe /diagnostics /wparam:2.6 /median:15
/smooth:9 /finalsmooth C:\RESULTADOS2010\Tent_31.lda 0.5
C:\Dados_Lidar\PT_2010.lda
```

Após a obtenção do ficheiro com pontos classificados como pontos do terreno o comando GRIDSURFACECREATE, também do *software* FUSION/LDV, permite a geração de um modelo reticulado usando colecções de pontos aleatórios (McGaughey, 2012), mais concretamente a superfície relativa ao modelo digital do terreno.

O comando GRIDSURFACECREATE deve apresenta-se de acordo com a seguinte linha de comando e cada parâmetro é descrito no Quadro 3.4.

```
GridSurfaceCreate [switches] surfacefile cellsize xyunits zunits
coordsys zone horizdatum vertdatum datafile1 datafile2
```

Quadro 3.4 - Descrição dos parâmetros utilizados para o comando GRIDSURFACECREATE do FUSION/LDV.

Parâmetro	Descrição
Outputfile	Directório e nome do ficheiro da superfície que se pretende gerar (extensão .dtm)
Cellsize	Tamanho de célula usada para a superfície gerada
xy units	Unidades X Y dos dados LiDAR: M para metros; F para pés
z units	Unidades de elevação dos dados LiDAR: M para metros; F para pés
Coordsys	Sistema de coordenadas da superfície: 0 para desconhecido; 1 para UTM
Zone	Zona do Sistema de coordenadas da superfície: 0 para desconhecido.
Horizdatum	Datum Horizontal da superfície: 0 para desconhecido; 1 para NAD 27; 2 para NAD83
Vertdatum	Datum Vertical da superfície: 0 para desconhecido; 1 para NGVD29; 2 para NAVD88; 3 para GRS80
datafile1	Primeiro ficheiro de dados Lidar.
datafile2	Segundo ficheiro de dados Lidar.

Considerando os parâmetros do comando GRIDSURFACECREATE obteve-se a seguinte linha de comando para o ano 2004. Para o ano 2010, apenas se alteraram os ficheiros de entrada e o directório e nome de saída para a superfície gerada.

```
C:\FUSION\GridSurfaceCreate.exe\C:\Resultados_MDT2004\MDT2004.dtm  
m 0.5 M M 1 29 0 3 C:\Resultados_MDT2004\MDT2004.lda
```

O ficheiro com extensão .dtm, correspondente à superfície do solo, foi numa fase posterior convertido em ambiente FUSION/LDV para o formato ASCII podendo assim ser integrado no *software* ArcGIS para posteriores operações, como a edição temática.

É importante salientar que para o processamento de dados LiDAR em ambiente FUSION/LDV foi necessário a conversão de ficheiros que se encontravam noutros formatos (*shapefile*), que não formato LAS ou LDA.

3.1.2. Modelo Digital de Superfície

O Modelo Digital de Superfície foi obtido por interpolação dos pontos totais (primeiro e último retorno) de cada conjunto multitemporal de dados LiDAR, a partir do *software* ArcGIS.

O método de interpolação utilizado correspondeu ao método de triangulação TIN. Este método permitiu a geração de uma superfície, relativa aos objectos presentes na superfície do terreno, derivada a partir de um conjunto de superfícies triangulares planas. Neste trabalho o método de interpolação utilizado foi o método de *Delaunay Triangulation*, para a geração de uma superfície a partir do modelo TIN (Triangular Irregular Networks). Esta técnica consiste na criação de uma malha de triângulos contíguos e sem sobreposição, a partir de um conjunto de dados de pontos (ESRI, 2008a).

Uma vez obtida a representação digital da superfície do terreno em formato vectorial, procedeu-se à rasterização do mesmo.

Foram também derivados dois MDS, tendo como base os 1^{os} e 2^{os} retornos, mas individualmente, sendo posteriormente empregues para o cálculo da diferença entre primeiro e último retorno.

3.1.3. Modelo Digital de Superfície Normalizado

Após a obtenção dos níveis de informação, relativos ao MDT e MDS, procedeu-se à sua integração em ambiente SIG e calculou-se o MDSn (Modelo Digital de Superfície normalizado), que corresponde à diferença entre o MDS e o MDT (Equação 3.2).

$$\text{MDSn} = \text{MDS} - \text{MDT} \quad \text{[Equação 3.2]}$$

Este exercício foi elaborado, pelo estabelecimento de *queries* a partir da ferramenta *Raster Calculator* do software ArcGIS.

3.1.4. Imagem de Intensidade

Este procedimento ocorreu apenas para o conjunto de dados do ano 2004. Para o ano de 2010 a informação não se encontrava completa o que pressupunha a aquisição de informação pouco viável.

A II derivou da interpolação dos dados LiDAR, mais concretamente a informação relativa ao primeiro retorno, pelo método de interpolação TIN.

Como referido anteriormente, seria importante proceder à normalização dos valores de intensidade. No entanto, neste trabalho optou-se por trabalhar com uma II sem normalização, apoiando-nos no facto que os dados LiDAR procedem de um único voo e porque a orografia do terreno apresenta variações muito suaves de altitude (varia entre 490 e 540 m).

3.1.5. Declives

A carta ou imagem com informação relativa aos declives ou pendente dos objectos teve como *input* ou ficheiro de entrada o MDSn e foi calculado a partir da ferramenta SLOPE, que incorpora o método Neighbourhood Method adaptado de Burrough and Mcdonell, (1998), incorporado na livreria de ferramentas do *software* ArcGIS (ESRI, 2008b).

Este método calcula a taxa máxima de mudança do valor a partir de uma determinada célula para os seus vizinhos (ESRI, 2008b).

Tomando como base a informação derivada dos Declives para o ano 2004 e 2010, procedeu-se à diferença, entre os respectivos níveis de informação, para a geração da diferença dos Declives (2004/2010).

3.1.6. Exposições solares

Para a determinação da carta de Exposições solares do ano 2004 e 2010, utilizou-se como informação de base o MDSn, tendo sido geradas a partir da ferramenta ASPECT do ArcGIS.

Esta informação foi posteriormente utilizada para o cálculo da diferença entre os níveis das Exposições Solares do ano 2004 e 2010.

O algoritmo utilizado pela ferramenta ASPECT do ArcGis é adaptado de Burrough and Mcdonell, (1998) e consiste essencialmente na incorporação de valores de oito células vizinhas (ESRI, 2011c).

Conceptualmente este algoritmo identifica a direcção da curva descendente da taxa máxima de alteração do valor de cada célula para os seus vizinhos (ESRI, 2011c).

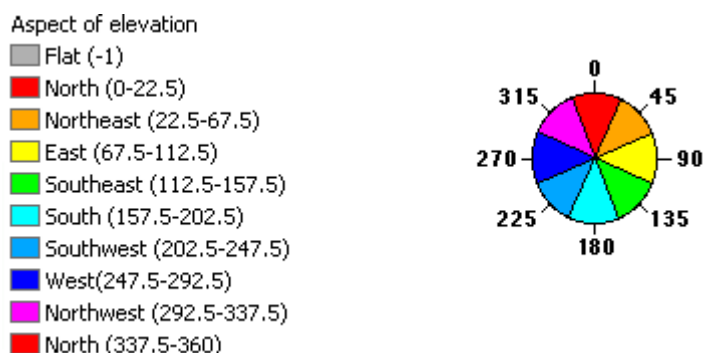


Figura 3.4 – Descrição dos valores em graus assumidos por cada orientação solar (Fonte: ESRI, 2011c).

3.1.7. Diferença entre primeiro e último retorno

Para a obtenção do nível de informação relativo à diferença entre primeiro e último retorno, procedeu-se à interpolação dos dados LiDAR, através do método TIN, tendo em conta os atributos do primeiro e último retorno separadamente. Desta forma, foram calculados dois MDS, um gerado a partir dos 1^{os} retornos e outro a partir dos 2^{os} retornos.

Uma vez derivadas as superfícies relativas a cada conjunto de informação procedeu-se à conversão destes ficheiros para formato *raster*. Posteriormente realizou-se a diferença entre o MDS relativo ao 1^o retorno e o MDS do 2^o retorno, obtendo-se uma imagem cujas células armazenam informação da diferença de altura entre primeiro e último retorno, compondo informação relativa à permeabilidade dos objectos observada em cada região da área de estudo.

3.1.8. Diferença entre o Modelo Digital de Superfície normalizado do ano 2004 e 2010

A determinação da Dif_MDSn obteve-se a partir da diferença entre os níveis informacionais relativos ao MDSn para cada ano em análise. A Dif_MDSn contribui para a identificação e interpretação das alterações ocorridas para um período de 6 anos, da altura dos objectos presentes na superfície do terreno.

A elaboração desta informação foi feita a partir do software ArcGIS, utilizando a ferramenta *Raster Calculator*.

3.1.9. Validação altimétrica da informação gerada

Este ponto divide-se em duas fases de trabalho, em primeiro lugar aplicou-se o método de validação altimétrica ao MDT, para o ano 2004 e 2010, pela utilização de 100 PC obtidos através de trabalhos de campo, enquanto a segunda fase, correspondeu à aplicação do mesmo método de validação do MDT, no entanto os dados de base utilizados correspondem aos pontos da nuvem de dados LiDAR. De referir que este último ponto apenas considerou como objecto de estudo o MDT do ano 2004.

Note-se que a utilização de um conjunto de dados LiDAR, assumidos como sendo do terreno, pretendeu estabelecer uma espacialização do erro do MDT, por categorias de ocupação do solo. O que não seria possível considerando o total de pontos de controlo (100 pontos) obtidos por levantamento no terreno. Este processo contribuiu para uma análise mais detalhada do funcionamento dos processos de filtragem adoptados, para a geração do MDT, tendo em conta as características da ocupação do solo.

As características de selecção utilizadas para a determinação do conjunto de pontos LiDAR para a validação do MDT consistiram na identificação, a partir do conjunto inicial de dados LiDAR do ano 2004, de subconjuntos de pontos caracterizados por uma diferença entre primeiro e último retorno de 5mm. Como objecto de trabalho, considerou-se apenas 1% do total de pontos determinado, procedendo-se à categorização dos mesmos por tipologia de ocupação do solo.

Processualmente, recorreu-se a ferramentas do *software* ArcGIS, como o *Zonal statistic as a tabel* da extensão SPATIAL ANALYST TOLLS do ArcTollbox, que permitiu obter o resumo dos valores do MDT relativo às zonas de outro conjunto de dados, que neste caso particular correspondem aos dois conjuntos de pontos de controlo, apresentando os resultados sob a forma de uma tabela (ESRI, 2011). Desta forma, calculou-se a relação entre os valores médios estimados (MDT) e os valores reais ou assumidos como reais (PC e dados LiDAR).

Como método de validação da exactidão altimétrica do MDT, utilizou-se o método do Erro Médio Quadrático (EMQ), admitindo-se um EMQ até aproximadamente 0,5m do MDT, considerando que a precisão vertical dos dados LiDAR é normalmente inferior a 0,2 m, atribuindo-se assim uma margem ao EMQ, derivado do método de classificação dos pontos LiDAR e do método de interpolação aplicado.

3.2. Métodos de selecção de características

A metodologia adoptada para o processo de selecção de características consistiu na utilização de métodos ou índices de separabilidade (Divergência Transformada e a Distância de Jeffries-Matusita) (Figura 3.5), posteriormente à avaliação quantitativa dos dados de amostragem, sendo também decisiva na avaliação da sobreposição espectral entre classes de ocupação do solo.

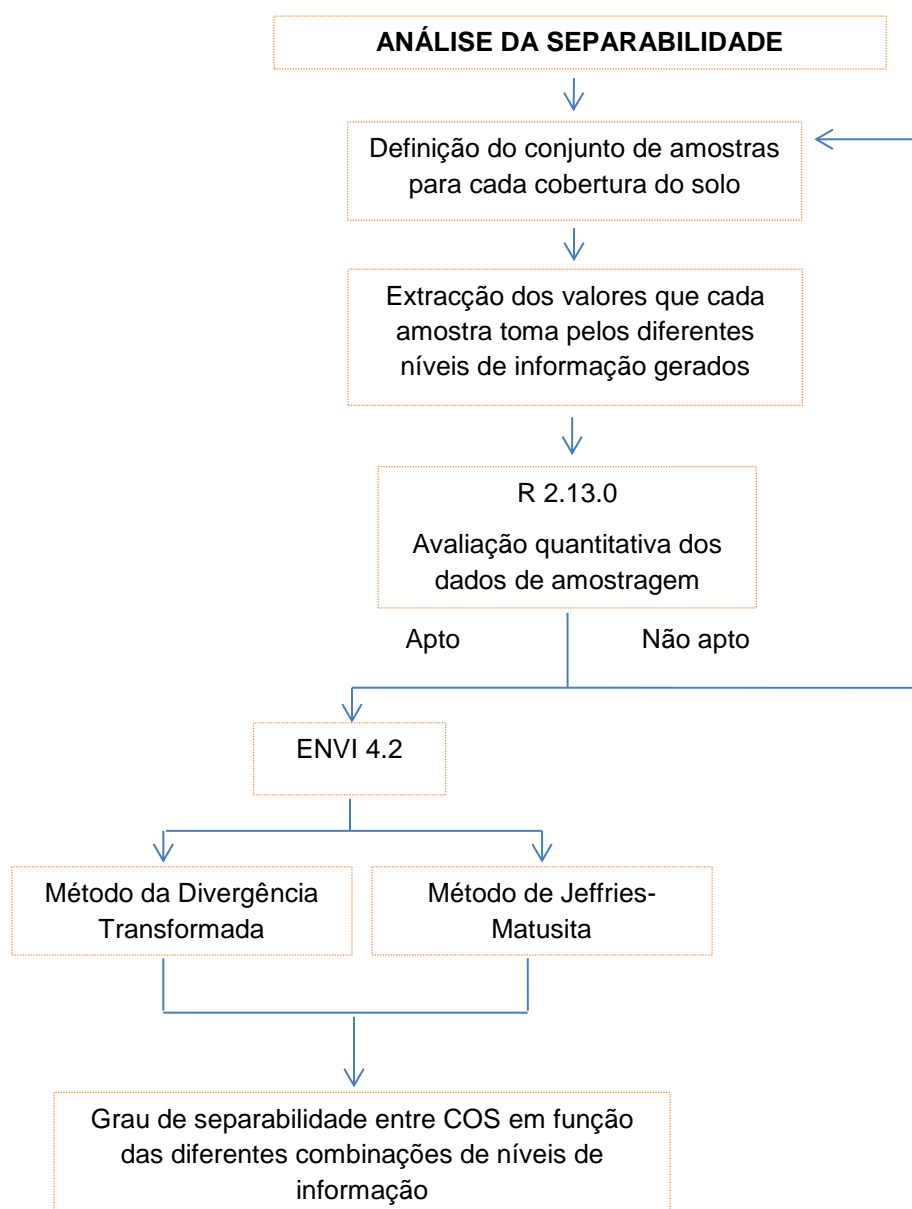


Figura 3.5 - Modelo conceptual da metodologia adoptada para o processamento dos dados de amostragem na análise da separabilidade.

3.2.1. Eleição das amostras ou áreas de treino

A determinação do conjunto de amostras foi obtida a partir da delimitação de um quadrado com área total de 1m², através das ferramentas de edição do ArcGIS,

classificados de acordo com a COS correspondente. A adoção desta tipologia de demarcação de amostras teve como princípio abarcar como mínimo, um conjunto de 4 *pixels* por amostra, assumindo o valor médio do conjunto de *pixels* demarcados para cada amostra. A demarcação de amostras com uma área superior a 1m² implicaria a utilização de um valor médio superior a 4 *pixels*, poderiam ser 8 ou 16 *pixels*, consoante o tamanho da amostra, o que introduziria uma maior variabilidade à amostra.

Neste sentido obteve-se 140 amostras, definindo-se 20 amostras por COS. Este processo teve como base a fotointerpretação visual do ortofotomapa da área de estudo, considerando alguns dos requisitos estipulados pela bibliografia existente acerca da determinação do tamanho adequado da amostra. Neste sentido definiu-se um número de amostras que fosse representativo tendo em consideração o tamanho da área de estudo (0,48 Km²), garantindo uma distribuição homogénea das mesmas (20 amostras), seguindo também o pressuposto de que quanto maior for o tamanho da amostra maior o erro amostral.

Posteriormente e para cada uma das amostras foi extraído o valor (valor médio dos *pixels* que cada amostra assume para 1x1 m) que lhe corresponde em cada um dos níveis de informação gerados, com o propósito de caracterizar cada classe de ocupação do solo pelos valores que toma em cada nível de informação.

3.2.2. Diagramas de sobreposição espectral entre Categorias de Ocupação do Solo

Esta etapa contribuiu para uma análise quantitativa dos valores de amostragem definidos, permitindo identificar a ocorrência de *outliers*, sendo ainda determinante para a avaliação dos níveis de informação a serem considerados para a análise da separabilidade, pela verificação da informação que introduz uma maior diferenciação entre COS, diminuindo o volume de cálculo inerente à utilização de um conjunto de 16 níveis de informação.

Para este exercício recorreu-se ao *software* R, construindo-se diagramas de caixa, normalmente designados por *Boxplot's*. Estas são usadas para comparar a distribuição de uma única variável, traçando a variabilidade dos valores tomados pelas diferentes amostras de cada um dos níveis de informação, e para localizar os valores extremos (McGill *et al.*, 1978).

A sua estrutura organizacional parte de cinco valores: a mediana, as dobradiças inferiores e superiores (quartis: quartil inferior é o percentil 25 e o quartil superior é o percentil 75) e os extremos (McGill *et al.*, 1978) (Figura 3.6).

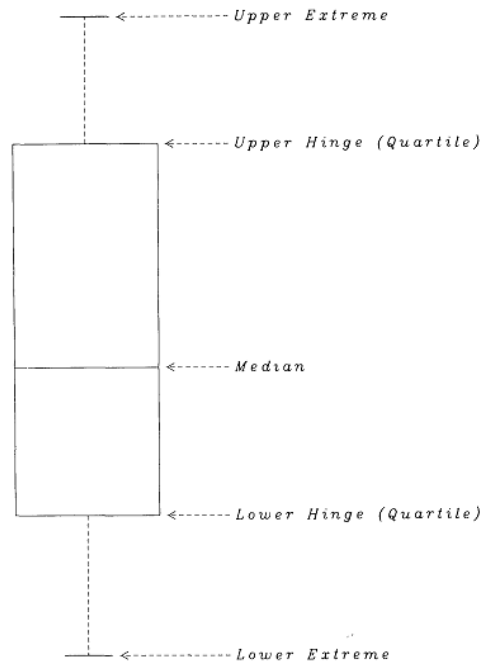


Figura 3.6 – Identificação da estrutura organizacional de um diagrama de caixas ou *Boxplot* (McGill *et al.*, 1978).

Para o cálculo de boxplot's, recorreu-se ao *software* R, utilizando-se um ficheiro *.txt*, com um total de sete colunas, que fazem referência aos valores que cada amostra toma, considerando a COS a que pertencem, e um total de vinte linhas relativas aos valores das diferentes amostras.

A selecção das amostras externas de controlo foram sujeitas ao mesmo critério de selecção e avaliação, tendo sido no entanto obtidas e tratadas por outro utilizador (Gonçalves, 2012).

3.2.3. Análise da separabilidade

A etapa de análise da separabilidade consistiu num conjunto de processos iterativos de tratamento e processamento, em diversos ambientes, dos valores de amostragem obtidos.

Numa fase inicial procedeu-se a um rol de procedimentos básicos de extracção de dados e de formatos, uma vez que a introdução dos mesmos em ambiente ENVI carece de um tratamento específico, como a necessidade de introduzir manualmente as amostras, a partir das quais se realizou a análise de separabilidade (figura 3.7).

Ficheiro	Editar	Formatar	Ver	Ajuda
120	644618.172		4807570.146	
120	644619.172		4807570.163	
120	644619.190		4807569.163	
120	644618.190		4807569.146	

Figura 3.7 – Exemplificação da organização de um ficheiro .txt para ser posteriormente carregado em ENVI.

O *software* ENVI 4.2 serviu ainda para a elaboração das combinações, entre os níveis de informação, necessários para o procedimento da análise da separabilidade. Os métodos de separabilidade utilizados foram o método da DT e a DJM.

Efectuou-se também uma análise da tendência dos valores médios da DT e da DJM, através dos valores médios de separabilidade, calculados com base nas matrizes de divergência compostas por valores de separabilidade por COS, tendo em conta as 26 combinação de níveis de informação e os métodos de separabilidade adoptados (Quadro 3.5; Anexo 2).

Quadro 3.5 - Matriz de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004 e Intensidade 2004, segundo o método da DT.

Divergência Transformada - MDSn (2004) / Intensidade (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimentos	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2						
Z.Desfl.	2	1,97					
Veg. Alta	2	0,93	1,14				
Veg.Baixa	1,73	2	2	2			
Pavimentos	1,98	2	2	2	2		
Veg.Jovem	0,46	2	2	2	1,35	2	

3.3. Modelo conceptual de classificação em árvore de decisão através do *software* R 2.13.0

Este subcapítulo assentou na determinação de forma automática de uma árvore de decisão, para a implementação de processos de validação cruzada e métodos de validação considerando um conjunto de amostras independentes ou externas. Com isto, pretendeu-se avaliar quantitativamente a percentagem de amostras ou áreas de treino classificadas correctamente, ou seja, validar o método de classificação.

3.3.1. Geração da árvore de decisão

Os algoritmos de classificação em árvore de decisão revelam um potencial significativo para os problemas da cartografia da cobertura do terreno, proporcionando informação relativamente aos processos de alteração da ocupação do solo. As principais vantagens associadas a esta técnica prendem-se com a sua flexibilidade, simplicidade e eficiência computacional (Friedl e Brodley, 1997).

A árvore de decisão consiste num conjunto de nós de decisão, permitindo a classificação de imagens e funcionando como um sistema de apoio à decisão. Este método caracteriza-se pela hierarquização de testes de um conjunto de variáveis envolvidas no problema de decisão (Torgo, 2003) (Figura 3.8).

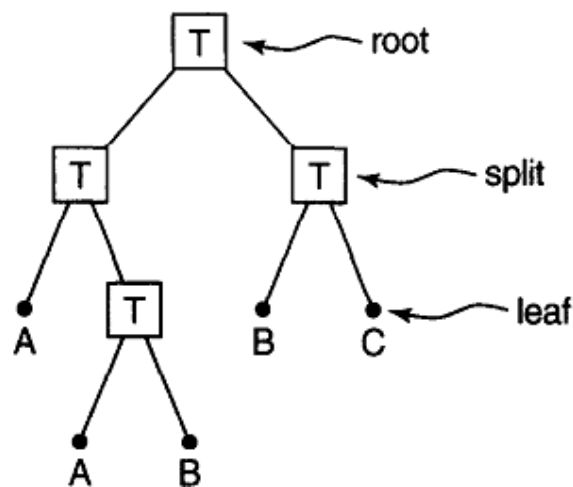


Figura 3.8 – Exemplo de um classificador de árvore de decisão (Fonte: Friedl e Brodley, 1997).

Para a derivação da árvore de decisão as variáveis envolvidas referem-se aos valores médios de cada nível de informação determinado, para discriminar as diferentes classes de ocupação do solo.

O software utilizado foi o R 2.13.0, que funciona através da inserção de linhas de comando. A linha de comando `arvore1=J48(classe~.,data=tabela)`, permitiu construir uma árvore de decisão com base nas amostras internas definidas. Para a representação gráfica deste modelo de classificação inseriu-se a seguinte instrução ou comando `> plot(arvore1)`.

Os dados de entrada foram organizados numa tabela, com cinco colunas, relativas ao valor das amostras por cada nível de informação, enquanto as linhas se referem ao valor das amostras por classe de ocupação do solo em função dos níveis de informação considerados para a análise da separabilidade e para a geração da árvore de decisão.

O algoritmo J48, adaptado do algoritmo da *Weka* C4.5, permite a derivação de modelos de decisão em árvore, em que cada nó da árvore avalia a existência ou significância de cada atributo individual. A sua construção tem como base a análise dos dados de treino e do modelo utilizado para classificar dados ainda não classificados (Vianna, 2006; Martins *et al.*, 2009).

O princípio de funcionamento deste algoritmo incorre na divisão em sub-grupos dos dados de treino, correspondendo aos diferentes valores dos atributos. Este processo é repetido para cada sub-grupo até que uma grande parte dos atributos em cada sub-grupo pertença a uma única classe (Vianna, 2006; Martins *et al.*, 2009).

A principal razão pela escolha deste algoritmo (J48) prende-se com a possibilidade que este oferece para levar a cabo validação cruzada, utilizando as amostras de treino (Corbelle e Crecente, 2012), identificadas neste documento como amostras internas.

3.3.2. Validação da árvore de decisão

A validação da árvore de decisão efectuou-se com base em dois conjuntos de amostras ou áreas de treino. As amostras utilizadas na geração da árvore de decisão denominam-se por amostras internas, enquanto as amostras obtidas por outro utilizador para validação da árvore de decisão, referem-se ao conjunto de amostras externas ou independentes.

No entanto considerou-se que este método cumpriria os requisitos estipulados, para a validação da árvore de decisão, obtendo-se uma validação teórica da classificação de imagens.

Este processo efectuou-se em ambiente R através da estruturação de um conjunto de comandos. Alguns desses comandos referem-se à instalação de pacotes necessários para a execução dos restantes. O comando referente à validação da árvore de decisão foi `> evaluate_Weka_classifier(arvore1,numfold1=4)`.

Para a validação da árvore de decisão, assente no método da validação cruzada foi necessário proceder-se a um conjunto de 20 repetições, uma vez que o total das amostras é agrupado em quatro grupos (numfold1=4) e porque se pretendeu obter um valor médio da validação da árvore de decisão.

Posteriormente e considerando um total de 20 repetições, procedeu-se ao cálculo do valor médio da percentagem de amostras correctamente classificadas. Na expectativa de avaliar a tendência dos valores médios do total das 20 repetições, procedeu-se ao cálculo da média e mediana acumulada para cada tentativa, permitindo observar o comportamento das amostras ou áreas de treino.

4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1. Processamento dos dados LiDAR

Este capítulo apresenta os principais resultados obtidos derivados do processamento e tratamento dos dados LiDAR, da análise e avaliação da separabilidade entre classes e da análise do modelo conceptual de classificação em árvore de decisão, executando-se a descrição e análise dos mesmos.

4.1.1. Modelo Digital do Terreno

Na análise dos MDT's obtidos verifica-se que para o ano 2004 os valores de altitude variam entre 244 e 430 m e entre 242 e 430 m para o ano 2010. Assim, verifica-se que os *pixels* com cor mais acastanhada representam valores mais baixos de altitude do terreno, enquanto os *pixels* com valores de elevação maiores são caracterizados pela cor azul (Figura 4.1).

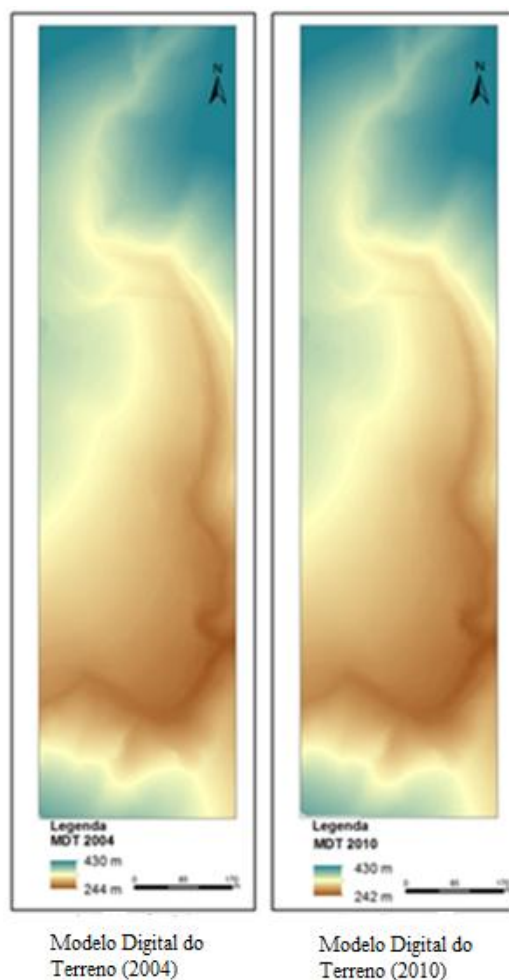


Figura 4.1. – Representação do MDT para o ano de 2004 e 2010.

Após a filtragem da nuvem de pontos originais obteve-se para o conjunto de dados multitemporais (2004 e 2010), respectivamente, 2.840.612 e 1.096.926 classificados como pontos do terreno (Quadro 4.1). Verifica-se ainda que 58,2 % dos pontos totais do ano 2004 e 36,4% do ano 2010, foram classificados como pontos do terreno.

As diferenças de percentagem de pontos classificados como pontos do terreno, para os dois conjuntos de dados LiDAR (2004/2010), resultam do facto de que para o ano 2010, as zonas de vegetação baixa e solo nu se representam pela ocorrência de um único retorno, enquanto os dados do ano 2004 têm dois retornos. É por este motivo que para o ano 2004, as zonas de vegetação baixa e de solo nu, apresentam o dobro dos pontos comparativamente ao ano 2010. É por estas circunstâncias que se verificam diferenças de percentagem de pontos classificados como terreno entre o ano 2004 e ano 2010.

Quadro 4.1 – Características da depuração dos pontos LiDAR de cada conjunto de dados multitemporal

Conjunto dados LIDAR	2004	2010
Nº pontos totais	4.881.232	3.014.962
Nº pontos do terreno	2.840.612	1.096.926
% Pontos classificados como terreno	58,2%	36,4%

A figura 4.2 representa a superfície obtida, em ambiente FUSION, antes e depois da aplicação do processo de filtragem para o conjunto de dados do ano 2004, verificando-se a quase eliminação da cobertura vegetal bem como dos restantes objectos presentes na superfície do terreno, como os edifícios, denotando um correto funcionamento do algoritmo de filtragem aplicado na classificação da nuvem de dados LiDAR bruta, em pontos do terreno e pontos “*não terreno*”. Numa análise mais pormenorizada não se verifica a eliminação completa dos edifícios, comparativamente às zonas arborizadas, podendo ser influenciado pelas características do software FUSION/LDV, projectado para aplicações florestais. Em algumas situações pode ser oportuna a eliminação manual dos pontos relativos aos edifícios.

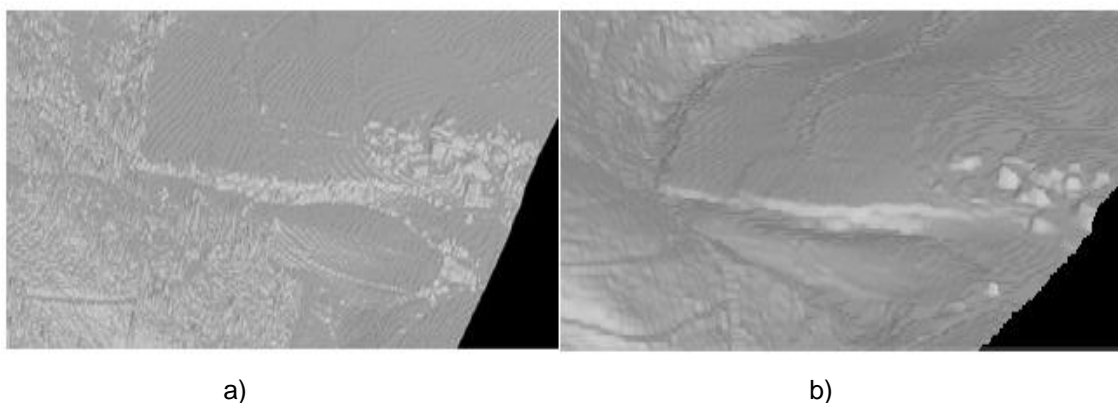


Figura 4.2 – Representação da superfície obtida antes (a) e depois (b) da aplicação do processo de filtragem do conjunto de dados do ano 2004.

Sublinha-se ainda que para a obtenção do MDT para os anos em análise, procedeu-se a uma série de tentativas, no que toca à definição das variáveis que se aplicaram no comando GROUNDFILTER do FUSION (Anexo 3).

Para a derivação do MDT, relativamente ao processo de filtragem ou classificação dos dados LiDAR, para o ano 2004, consideraram-se as variáveis *wparam*, *smooth*, *median* e *tolerance*, para o ano 2010, utilizaram-se as mesmas variáveis, com excepção da variável *tolerance*. Os valores assumidos para cada variável encontram-se descritos no Quadro 4.2.

Quadro 4.2 – Descrição das variáveis do GROUNDFILTER utilizadas a derivação do MDT para os conjuntos de dados multitemporais LiDAR do ano 2004 e ano 2010.

Dados	Variáveis GROUNDFILTER			
	<i>wparam</i>	<i>smooth</i>	<i>median</i>	<i>tolerance</i>
2004	2,1	7	9	1
2010	2,6	9	15	-

4.1.2. Modelo Digital de Superfície

Os MDS's são o resultado da interpolação dos pontos totais iniciais, para cada conjunto de dados LiDAR.

O MDS para o ano 2004 apresenta valores na ordem dos 243 e 450 m equiparando-se aos resultados obtidos para o ano 2010, que variam entre 242 e 452 m. Estas variações pressupõem essencialmente alterações ao nível do coberto vegetal.

Após a realização do modelo verifica-se que os *pixels* com tons de azul são os que representam valores de altura dos objectos mais elevados (vegetação alta), enquanto que os *pixels* caracterizados pela escala de cor castanha referem-se aos valores de

altura dos objectos mais baixos, isto é, poderá referir-se a pontos do terreno (vegetação rasteira, estradas) ou vegetação jovem e baixa (Figura 4.3).

Note-se que a informação transportada pela modelação digital da superfície tem como referência o nível médio do mar, ou seja, considera a topografia do terreno.

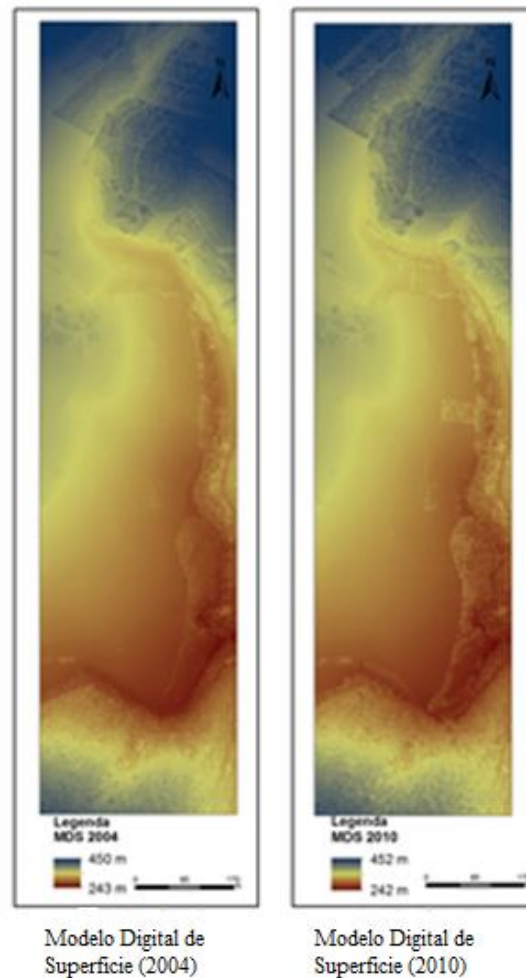


Figura 4.3 - Representação do MDS para o ano de 2004 e 2010.

4.1.3. Modelo Digital de Superfície Normalizado

O MDSn suporta informação sobre a altura dos objectos (e não da sua elevação) relativamente à superfície topográfica do terreno (MDT). Mais concretamente, pretende-se eliminar a influência do MDT sobre o MDS, pelo que o MDSn resulta da diferença entre o MDT e o MDS.

Esta informação de elevada importância para a caracterização de sistemas de uma paisagem, uma vez que potencia a diferenciação entre objectos e terreno.

Assim para o ano 2004 (Figura 4.4; Anexo A1.1), verifica-se que os objectos mais elevados apresentam uma altura máxima de 36,6 m, correspondendo aos *pixels* mais claros, já os *pixels* mais escuros são relativos aos objectos mais baixos que podem assumir uma altura mínima de -2,1 m. A informação que apresenta valores tendentes para zero, correspondem a pontos do terreno.

Este valor de altura negativo (-2,1 m) poderá ser o resultado da ocorrência de valores pontuais mais elevados para o MDT e mais baixos para o MDS ($MDS_n = MDS - MDT$). A ocorrência deste valores pode derivar de falhas durante o processo de filtragem e/ou interpolação dos dados LiDAR, traduzindo-se na ocorrência de valores disformes ou mais comumente designados por *outliers*.

Para o ano 2010, verificam-se alturas de objectos que variam entre os -3,12 m e 38,22 m, relativamente à superfície topográfica (Figura 4.4). Para o valor de altura negativa (-3,12 m) subescreve-se o referido anteriormente para a situação do ano 2004. Também neste caso, os *pixels* mais claros representam valores positivos de altura, enquanto os *pixels* mais escuros refletem a ocorrência de valores próximos a zero.

Os valores mais elevados distribuem-se pelas áreas com presença de cobertura vegetal, apresentando variações consoante a altura da cobertura arborizada, isto é, variando de acordo com as classes de ocupação do solo vegetação alta e vegetação jovem, enquanto que os valores a tender para zero correspondem às classes de ocupação do solo, solo nu, pavimentos, vegetação baixa e zonas desflorestadas.

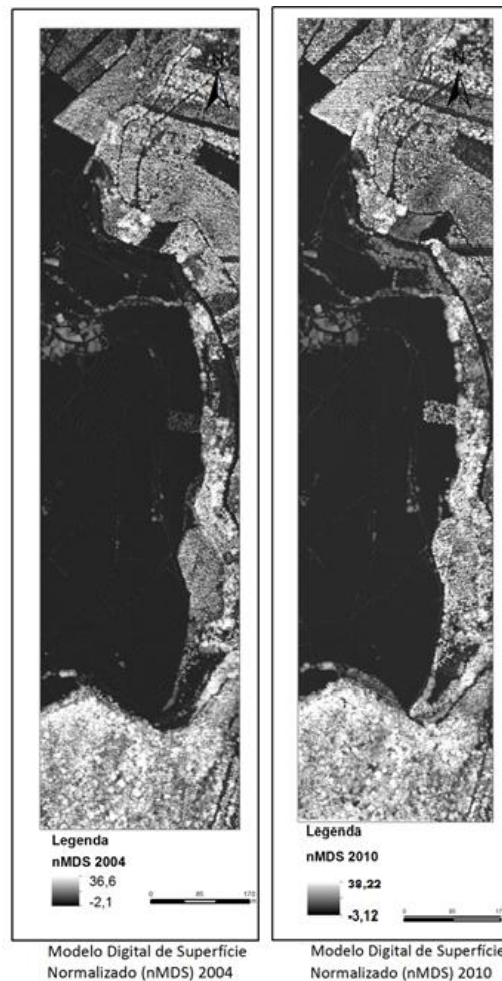


Figura 4.4 – Representação do MDSn para os respectivos anos em estudo, 2004 e 2010

4.1.4. Imagem de Intensidade

A II para o ano 2010, como apresentava vários erros, associados à nuvem de pontos LiDAR original, não será considerada para este trabalho.

A imagem, gerada a partir do primeiro retorno do conjunto de dados LiDAR do ano 2004, relativa à II, compreende valores de intensidade que variam entre 1 e 195, em que os valores mais baixos de intensidade, representados por *pixels* mais escuros, correspondem às áreas arborizadas, enquanto os valores de intensidade mais elevados encontram-se associados a classes de ocupação do solo com pouca ou nenhuma vegetação, como por exemplo solo nu, zonas pavimentadas e áreas com vegetação baixa, representados pelos *pixels* com cores mais claras (brancas) (Figura 4.5; Anexo A1.2).

Conclui-se que as zonas arborizadas refletem o pulso laser num comprimento de onda mais baixo do que por exemplo o solo nu e zonas pavimentadas.



Figura 4.5 – Representação da Imagem de Intensidade para o ano 2004.

4.1.5. Declives

O nível de informação associado aos D, obtido a partir do MDSn, disponibiliza conhecimento relativo à pendente dos objectos bem como do próprio terreno, contribuindo para a distinção da tipologia de objectos que ocupam a área de estudo, mais concretamente na identificação dos limites de edifícios e áreas florestais, ou até, do esboço de árvores individuais isoladas.

O grau de inclinação dos objectos varia para o ano 2004 entre 88 graus e 0,01 e entre 89 e 0,006 graus, no ano 2010. Os *pixels* representados pela cor branca correspondem a objectos com os valores de inclinação mais elevados, enquanto que os *pixels* de cor escura representam objectos com inclinações mais suaves (Figura 4.6; Anexo A1.3).

Analisando a imagem relativa à diferença entre declives, os valores variam entre 86,22° e 86,83°. Observam-se alterações da pendente ao nível da cobertura florestal, sendo possível constatar a ocorrência de zonas que sofreram desflorestação (-86,83°).

Os *pixels* mais escuros referem-se a valores de pendente negativos, que correspondem a zonas desflorestadas, enquanto os *pixels* mais claros são atribuídos a valores de pendente próximos de 86° (Figura 4.6).

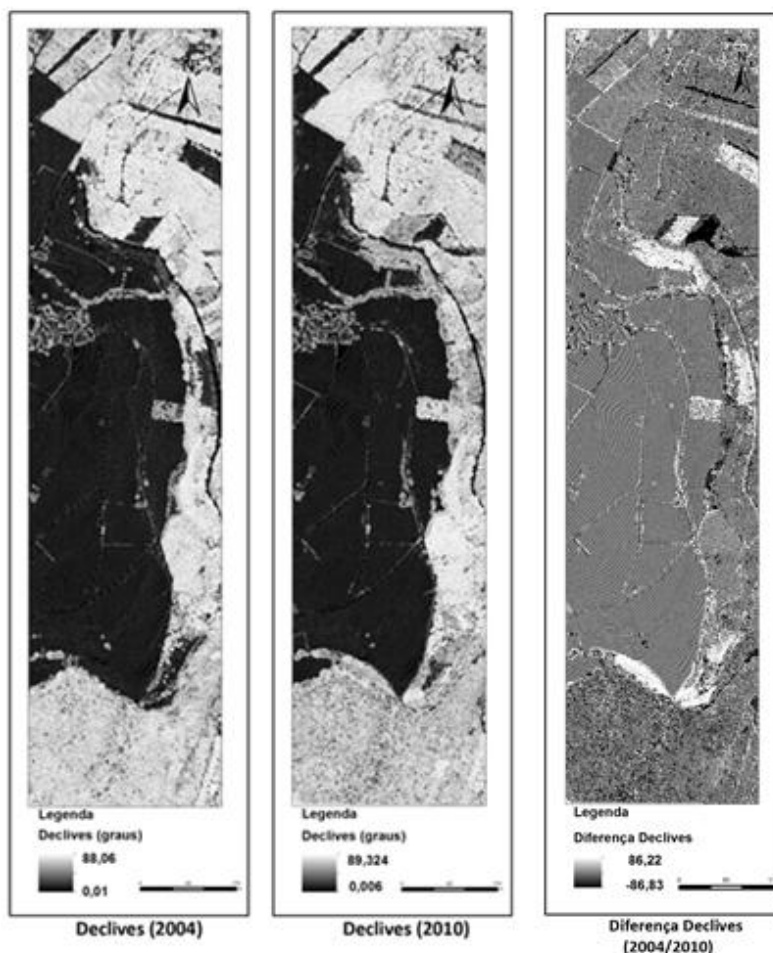


Figura 4.6 – Representação dos Declives para o ano 2004 e ano 2010 e da diferença entre os Declives do ano 2004 e 2010

4.1.6. Orientações Solares

Com a produção da informação relativa às Orientações Solares, verifica-se que para ambos os anos em análise e considerando a área de estudo em questão existem objectos com orientações solares a variar entre os 0° e os 360° , em que os *pixels* mais escuros representam valores mais próximos de 0° e os *pixels* com cor mais clara correspondem a orientações tendentes a 360° (Figura 4.7).

A imagem relativa à diferença entre as exposições solares do ano 2004 e 2010, apresenta valores que variam no intervalo de aproximadamente 360° e -360° , não se tendo verificado alterações ao nível das exposições solares num período de 6 anos.

Note-se que os *pixels* que assumem valores de 0° , correspondem a zonas Planas, enquanto as regiões representadas por orientações solares de 360° referem-se a objectos orientados a Norte (Figura 3.4).

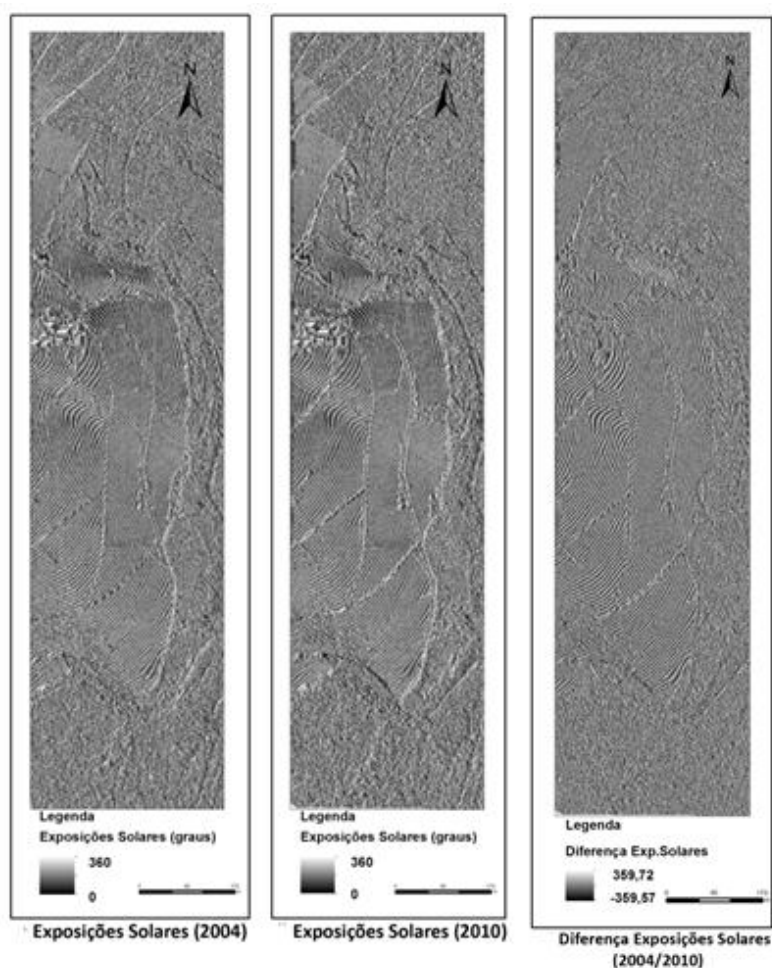


Figura 4.7 - Representação das Exposições Solares para o ano 2004 e ano 2010 e da diferença entre os níveis das Exposições Solares.

4.1.7. Diferença entre primeiro e último retorno

A informação derivada da diferença entre primeiro e último retorno, reflecte as características do pulso LASER. Ao atingir, na sua trajectória, um objecto não permeável proporciona a reflexão do pulso para o emissor LASER, enquanto a restante porção do pulso segue a sua trajectória até um novo alvo, que poderá ser o terreno ou outro objecto presente no terreno, de onde será reflectido novamente. Desta forma, fornecem dados bastante precisos acerca da permeabilidade ou impermeabilidade dos objectos, permitindo diferenciar zonas com vegetação dos restantes objectos (edifícios, zonas pavimentadas).

Assim, os objectos impermeáveis caracterizam-se pela ocorrência de retornos (primeiro e último) com o mesmo ou valor aproximado de elevação (edifícios ou zonas pavimentadas), resultando em diferenças iguais ou tendentes a zero (0). Os objectos permeáveis, pressupõem a ocorrência de diferenças, entre primeiro e último retorno, mais elevadas. As zonas arborizadas são um bom exemplo de áreas permeáveis.

A diferença entre primeiro e último retorno, que é produto da diferença entre o MDS calculado a partir do 1º retorno e o MDS gerado a partir do 2º retorno, indica valores que variam entre -8,5 e 30,5 m para o ano 2004. Os *pixels* mais brilhantes referem-se às zonas de maior permeabilidade (30,5m) e conseqüentemente retratam zonas predominantemente arborizadas. Os *pixels* mais escuros representam zonas e objectos de menor permeabilidade (0 m), associando-se a zonas com características de construção (edifícios e zonas pavimentadas) e solo nu (Figura 4.8; Anexo A1.4).

Os valores negativos (-8,5m) observados podem resultar de situações em que o último retorno exhibe valores mais elevados que o primeiro retorno, ou até, por ocorrência de erros associados aos processos de filtragem e interpolação, bem como no levantamento da nuvem de pontos LiDAR ou até derivado a erros do sensor ou à retrodispersão do pulso laser.

Para o ano 2010, a diferença entre primeiro e último retorno varia entre -0,4 e 35,75m. Os *pixels* mais brilhantes apresentam maior permeabilidade, referindo-se predominantemente a áreas arborizadas. Os *pixels* mais escuros referem-se a áreas menos permeáveis, apresentando características de zonas construídas, como os edifícios e as zonas pavimentadas. A classe solo nu, abrange as características das áreas menos permeáveis, mesmo não sendo uma classe com características de zonas construídas.

Considerando o valor negativo de -0,4, subescreve-se o referido para a situação do ano 2004.

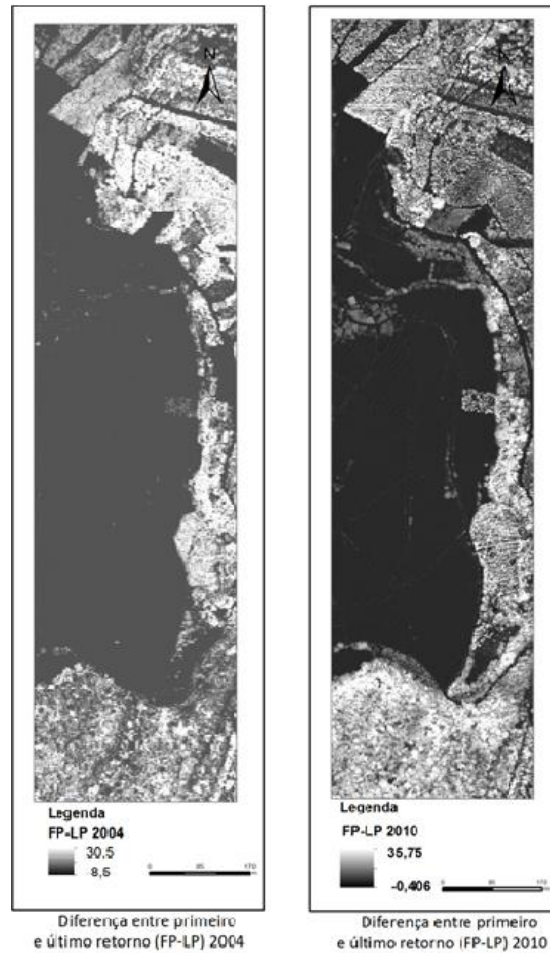


Figura 4.8 – Representação da diferença entre primeiro e último retorno

4.1.8. Diferença entre o Modelo Digital de Superfície normalizado (2010/ 2004)

Este nível informacional foi obtido através da diferença entre o MDSn do ano 2004 e 2010, introduzindo informação, relativa a alterações obtidas para o período de tempo compreendido entre 2010 e 2004, relativamente às alturas dos objectos. No entanto, para afirmarmos que todas as diferenças verificadas se atribuem a alterações da altura dos objectos e não alterações relativas ao terreno, seria necessário proceder-se a uma diferença entre o MDT de cada ano, confirmando a ocorrência de variações ao nível da orografia do terreno.

Considerando um período de 6 anos, verificam-se valores de variação de altura no intervalo entre 35,12 m e -31,79 m. As regiões representadas por *pixels* com cor branca ou mais brilhante representam-se por valores de altura mais elevados (35,12m), enquanto os *pixels* de coloração preta ou mais escura refere-se a zonas com valores de altura baixos ou negativos (-31,97m). As principais alterações terão ocorrido ao nível do coberto vegetal, identificando-se regiões que terão evoluído de

zonas arborizadas para zonas desflorestadas (-31,79 m), daí a ocorrência de valores negativos de altura (Figura 4.9; Anexo A1.5).

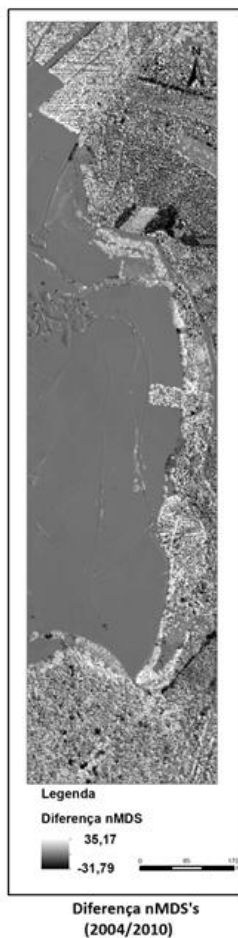


Figura 4.9 – Representação da diferença entre MDSn do ano 2010 e 2004.

4.1.9. Validação altimétrica da informação

Neste ponto do trabalho, apresentam-se os principais produtos derivados do processo de validação do MDT, por um lado a partir de um conjunto de pontos de controlo (PC) (obtidos através de trabalhos de campo (LaboraTe)), e por outro lado a partir de um conjunto de pontos de controlo selecionados a partir do conjunto de dados LiDAR do ano 2004. Para este último exercício apresenta-se ainda uma representação espacial do erro obtido, por classe de ocupação do solo.

4.1.9.1. Validação do MDT a partir de pontos de controlo (PC)

A determinação do MDT válido derivado de dados LiDAR, depende da aplicação de processos ou metodologias de filtragem adequados. O método de validação do MDT utilizado foi o EMQ, considerando um total de 100 PC.

Para a determinação deste método de validação, procedeu-se à diferença entre valores de elevação de cada série de dados (PC e valores médios do MDT) (Figura 4.10). Este exercício permite ainda observar a tendência dos valores médios de elevação obtidos para o MDT comparativamente aos PC.

Os valores mais próximos de zero, correspondem a pontos com maior precisão altimétrica, uma vez que apresentam pouca diferença de elevação entre os pontos de controlo e o MDT. Consequentemente, os valores diferentes de zero, positivos ou negativos, referem-se a pontos com menor precisão altimétrica.

Assim para 2004 (Figura 4.10), verifica-se que o MDT sobrestima os valores de elevação real do terreno, constatando-se que estes na maioria dos casos apresentam valores mais elevados que os valores de elevação registados no levantamento dos PC. Existem no entanto situações pontuais em que os valores de elevação dos pontos de controlo apresentam valores superiores aos determinados na geração do MDT.

Os valores das diferenças variam num intervalo entre ~ 0 e ~ -1 m, verificando-se a ocorrência de alguns valores positivos que variam entre ~ 0 m e $\sim 0,7$ m.

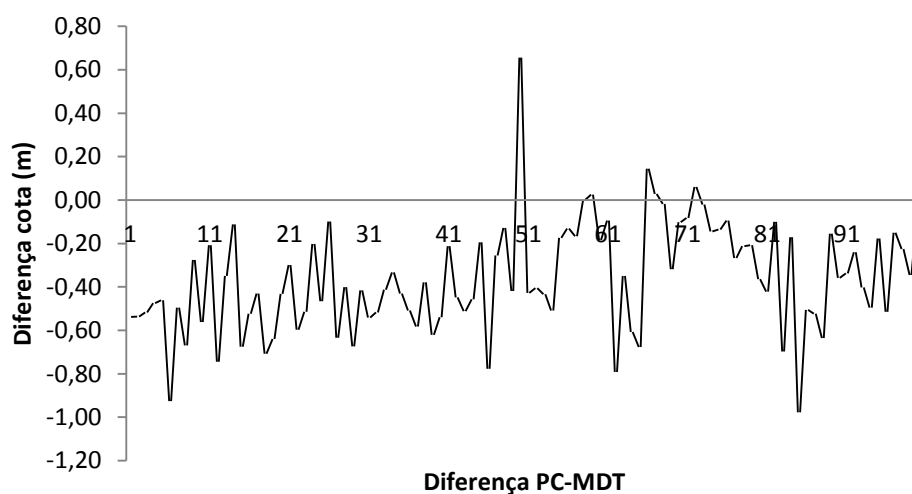


Figura 4.10 – Diferença de cotas observadas entre os valores dos PC e os valores médios do MDT do ano 2004.

Para o ano 2010 (Figura 4.11), a tendência observada da diferença de cotas entre os PC e os valores de elevação do MDT, apresentam uma distribuição muito variável, em que 25 % dos valores amostrados para a validação do MDT, representam valores de elevação do MDT mais elevados que os valores de elevação dos PC. No entanto 75% dos pontos amostrados subestima os valores de altura do MDT, isto é, verifica-se que o MDT subestima os valores de elevação real do terreno, constatando-se que estes na

maioria dos casos apresentam valores mais baixos que os valores de elevação registados no levantamento dos PC.

Verificam-se assim diferenças que variam aproximadamente no intervalo de 2 e -1,5m.

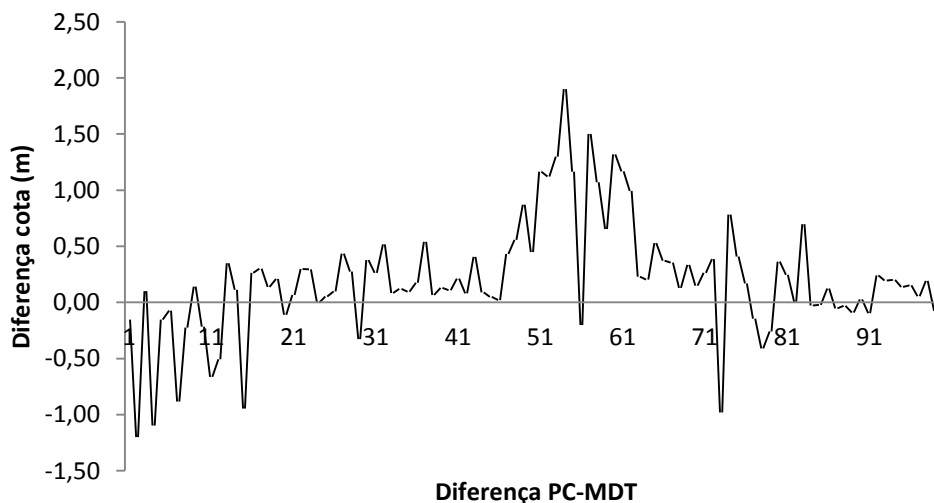


Figura 4.11 – Diferença de cotas observadas entre os valores dos PC e os valores médios do MDT do ano 2010.

Considerando as características do algoritmo de filtragem utilizado procedeu-se à realização de várias tentativas na depuração dos pontos totais, em pontos do terreno e pontos classificados como não sendo do terreno, com vista a obter um MDT válido quando interpolado com os PC.

Os valores de EMQ e precisão obtidos para um conjunto de cinco tentativas realizadas, identificam a tentativa 1, para ambos os anos, como a opção válida para a representação do MDT, uma vez que, apresentam valores de EMQ aproximadamente igual ou inferior a 0,5 m, verificando-se para o ano 2004 um EMQ de 0,44m e uma precisão de 0,86m, enquanto para o ano 2010 o EMQ obtido foi de 0,55m e uma precisão de 1,07m.

Os valores de precisão indicam para o ano 2004 (EMQ = 0,44m) que 95% da amostra deve ter um erro inferior a 0,86m e para o ano 2010 (EMQ =0,55m) 95% da amostra apresenta uma discrepância inferior a 1,07m.

Quadro 4.3 – Apresentação do valor do EMQ e da precisão do MDT relativo a cinco tentativas das variáveis GROUNDFILTER.

Conjunto de dados LiDAR		EMQ MDT (m)	PRECISÃO ⁸ MDT (m)
2004	1	0,44	0,86
	2	0,62	1,22
	3	0,78	1,53
	4	1,07	2,11
	5	1,32	2,58
2010	1	0,55	1,07
	2	0,62	1,22
	3	0,69	1,36
	4	0,72	1,41
	5	0,77	1,51

Tendo em conta os resultados obtidos (EMQ: 0,44m (2004) e 0,55m (2010)), verifica-se que com a metodologia adotada é possível obter boas precisões na derivação de um MDT para zonas com elevada densidade de vegetação e pendentes.

4.1.9.2. Validação do MDT a partir da nuvem pontos LiDAR

A validação do MDT efectuada a partir de pontos LiDAR, teve como propósito avaliar e espacializar o erro em função das classes de ocupação do solo. Esta técnica permite ainda de forma indirecta avaliar a viabilidade do algoritmo de filtragem em função das COS consideradas.

A determinação dos pontos de controlo, baseada na análise visual do ortofotomapa da área de estudo, resultou na selecção de 1% da totalidade dos pontos LiDAR caracterizados por cada classe de ocupação do solo e que cumprem a condição de que a diferença entre retornos seja de 5mm. Assim para um total de pontos, com uma diferença entre primeiro e último retorno de 5mm, de 1.081.062 seleccionaram-se 10.808 pontos LiDAR para a validação do MDT (Quadro 4.4).

⁸ Utilização do método National Standard for Spatial Data Accuracy (NSSDA), para avaliação da exactidão vertical, de um conjunto de dados testado, a um nível de confiança de 95%.

Quadro 4.4 – Características dos pontos de controlo LiDAR seleccionados para a validação do MDT.

	Nº pontos totais (diferença de retornos inferior ou igual a 5mm)	Nº amostras seleccionadas (1%)
Solo nu	362704	3627
Edifícios	13998	139
Zonas Desflorestadas	2203	22
Vegetação Alta	162132	1621
Vegetação Baixa	455326	4553
Zonas Pavimentadas	13316	133
Vegetação Jovem	71383	713
TOTAL	1081062	10808

Quando analisados os valores de EMQ, verifica-se que os valores de EMQ mais baixos referem-se às classes de Solo Nu e Zonas pavimentadas, com um erro de 0,53 m, seguido da classe Vegetação baixa e Edifícios com EMQ's de 0,54m e 0,63m, respectivamente. As classes Zonas Desflorestadas e Vegetação Alta apresentam um EMQ bastante elevado, com valores na ordem dos 2,51m. A ocorrência destes valores de discrepância pode resultar da incerteza de que os pontos seleccionados pertencem na realidade ao terreno e não a um objecto que apresente diferenças de retornos inferior a 5mm. Determinada a média de EMQ's entre as sete COS, obteve-se um valor de discrepância de 0,98m, em que 95% da amostra deve apresentar um erro ou discrepância inferior a 1,92 m.

Torna-se relevante referir que para o ano 2004, as Zonas desflorestadas correspondem a zonas com Vegetação Alta, avaliando-se a ocorrência desta classe apenas a partir desta data, daí que a classe Zonas desflorestadas apresente as mesmas características que a classe da Vegetação alta. Se eventualmente este exercício tivesse sido efectuado também para o ano 2010 esta classe deveria apresentar valores de EMQ diferentes, mais aproximado da classe Solo nu ou Vegetação baixa.

Quadro 4.5 – Discriminação dos valores de EMQ e precisão obtidos para cada classe de ocupação do solo.

Classes Ocupação do Solo	EMQ (m)	Precisão (m)
Solo Nu	0,53	1,04
Edifícios	0,63	1,23
Zonas Desflorestadas	2,51	4,92
Vegetação Alta	2,51	4,92
Vegetação Baixa	0,54	1,06
Zonas Pavimentadas	0,53	1,04
Área total	0,98	1,92

Na representação espacial do EMQ do MDT por classe de ocupação do solo, verifica-se que a grande variabilidade do erro ocorre essencialmente entre as áreas arborizadas e as restantes classes identificadas na área de estudo (Figura 4.12).

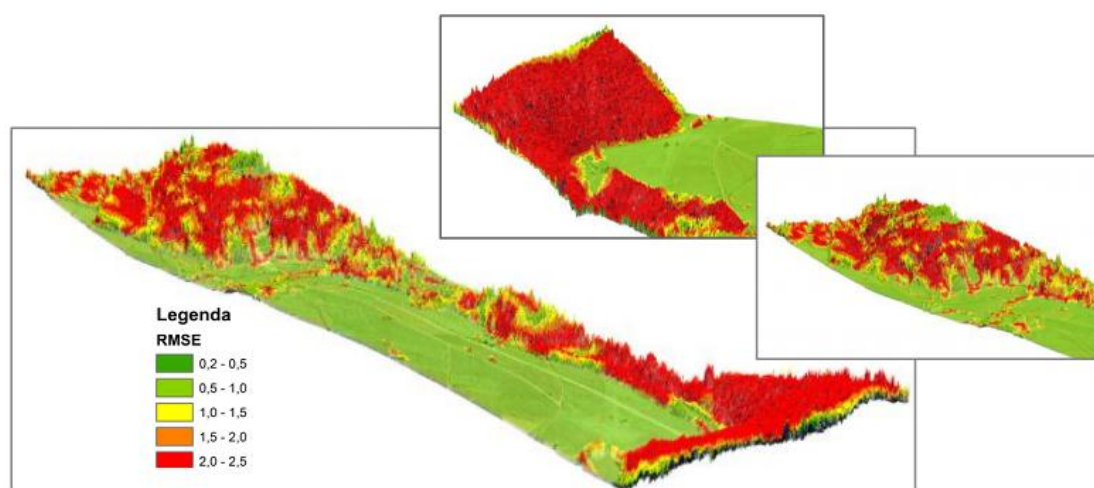


Figura 4.12 – Perspectiva e pormenor da distribuição espacial do erro médio quadrático calculado para o MDT, segundo um conjunto de dados LiDAR com diferença entre primeiro e último retorno de 5mm.

4.2. Métodos de selecção das características

A este subcapítulo encontra-se aportado a apresentação e análise dos resultados relativos à fase de selecção de características, através da implementação de índices de separabilidade. À análise da separabilidade encontra-se subjacente como primeira fase, a selecção e definição das amostras ou áreas de treino.

Ao longo deste ponto pretende-se ainda avaliar a variabilidade assumida por cada conjunto de amostras em função dos níveis de informação gerados. Este exercício parte da análise de uma única variável sobre a forma de diagramas de caixa, mais concretamente *boxplot's*, permitindo uma avaliação quantitativa do conjunto de

amostras seleccionadas. Posteriormente apresentam-se os resultados obtidos da avaliação da separabilidade pela aplicação dos métodos da Divergência Transformada e da Distância de Jeffreis-Matusita, para um total de 26 combinações entre níveis de informação.

4.2.1. Definição das amostras ou áreas de treino

A definição das amostras ou áreas de treino foi fundamental para a execução válida da análise da separabilidade. Não obstante, o conjunto de amostras definidas serviu ainda como base ao processo de validação cruzada e de validação da classificação. Para esta etapa e considerando-se conjuntos de 20 amostras, por cada classe de ocupação do solo, obteve-se no final um total de 140 amostras (Figura 4.13). Esta permite ainda observar a distribuição espacial, das amostras seleccionadas, para a área de estudo.

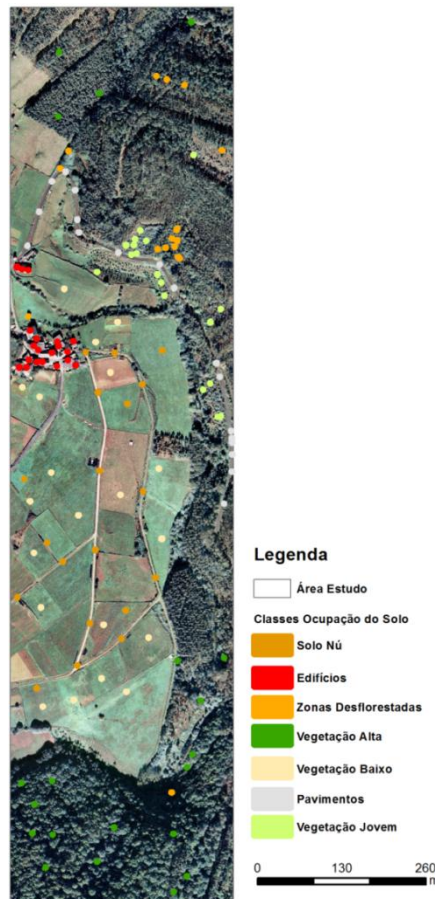


Figura 4.13 – Distribuição espacial das áreas de treino seleccionadas de acordo com as classes de ocupação do solo.

4.2.2. Análise das amostras e da sobreposição espectral entre COS

Considerando os diagramas obtidos de sobreposição espectral entre COS pelos 16 níveis informacionais, obteve-se uma análise das características de cada amostra ou elemento, bem como a identificação de *outliers*, ou valores extremos, constatando-se que os níveis informacionais que apresentam uma melhor representação das amostras em função das classes de ocupação do solo são: *i)* MDSn (2004); *ii)* II (2004); *iii)* FP_LP (2004); *iv)* Declives (2004) e; *v)* Dif_MDSn.

Relativamente à análise quantitativa do conjunto de amostras considerando o nível de informação relativa ao MDSn (2004), verifica-se que tanto as Zonas pavimentadas, como a Vegetação jovem e baixa e mesmo a classe do Solo nu apresentam alturas a tender para zero (Figura 4.14). Os Edifícios apresentam valores medianos na ordem dos 5 metros, muito semelhante aos valores medianos da classe Vegetação alta, aproximadamente 7m. As Zonas desflorestadas caracterizam-se por um intervalo de valores de altura entre os 10 e 20 m, aproximadamente. Verificando-se a ocorrência de um único *outlier*.

O MDSn (2004), fornece informação relativa à altura dos objectos relativamente ao terreno, o que permite a distinção entre objectos com elevações altas (vegetação alta e edifícios) e objectos baixos (vegetação baixa e estradas) (Figura 4.14).

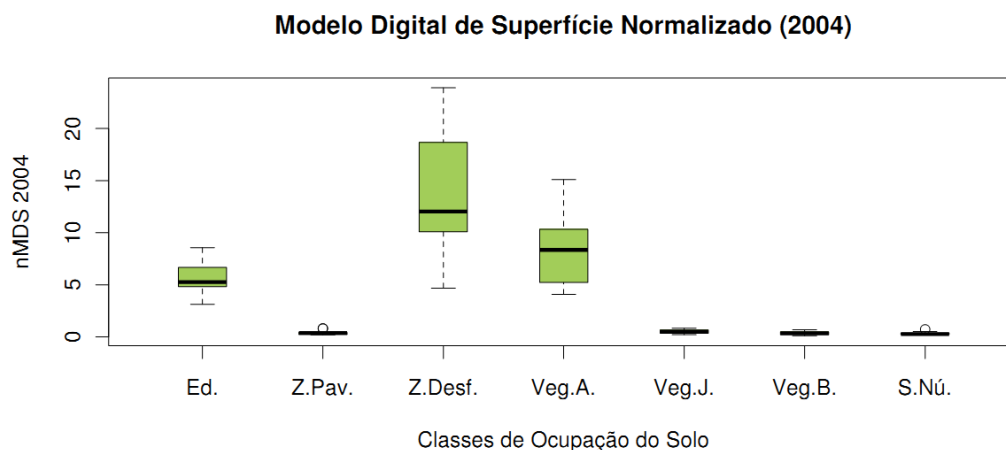


Figura 4.14 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o MDSn para o ano 2004.

A distribuição das amostras tendo em conta os valores da II (2004) revela a ocorrência de apenas um valor disforme para a classe de ocupação do solo Vegetação Jovem (Figura 4.15). Os valores variam na ordem dos 10- 20 para as Zonas pavimentadas, enquanto a classe da Vegetação baixa (áreas de cultivo ou pastagens) assume valores aproximados a 50. A classe da Vegetação alta apresenta valores de mediana próximos a 15; os valores de intensidade da classe Vegetação Jovem (40) aproximam-

se dos valores da Vegetação baixa. As áreas desflorestadas para o ano 2004, apresentam características semelhantes às áreas de vegetação alta, uma vez que as desflorestações são analisadas a partir dessa data.

A II (2004) permite a separação da vegetação baixa do restante grupo de objectos. Segundo Gonçalves *et al.*, (2008) a II potência a identificação de zonas florestais arborizadas das que estão cobertas por um denso manto de mato, ou vegetação arbustiva (Figura 4.15).

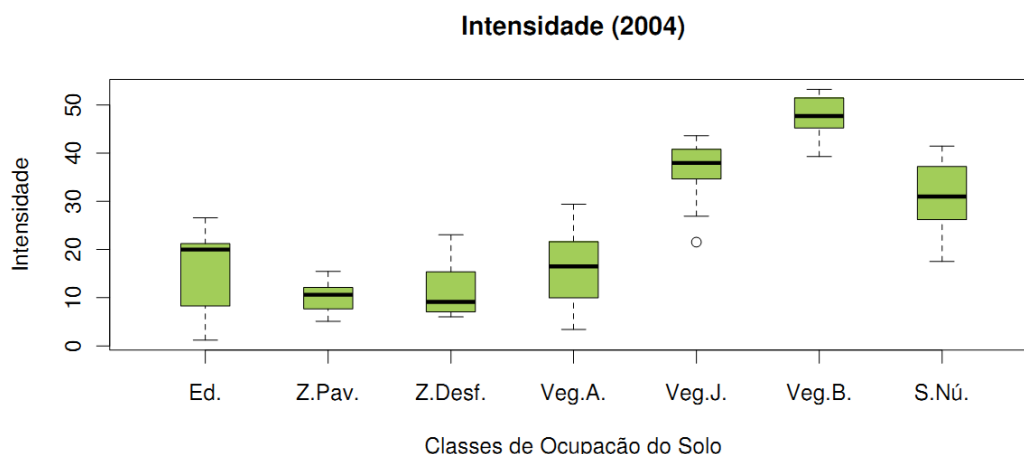


Figura 4.15 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo a II (2004).

Na relação das amostras definidas com os valores do nível de informação correspondente à diferença entre o primeiro e último retorno (FP_LP (2004)), obteve-se uma representação válida das amostras, uma vez que, não se verifica a ocorrência de outliers significativos (Figura 4.16).

Pressupondo que os Edifícios não têm permeabilidade então o primeiro e último retorno deve assumir o mesmo valor daí os valores tenderem para 0, o mesmo acontece para as Zonas pavimentadas, Solo nu e Vegetação baixa, bem como para a classe da Vegetação jovem, uma vez que a análise se refere ao ano 2004, e portanto esta classe deve assumir valores semelhantes à Vegetação baixa ou Solo nu. As Zonas desflorestadas e Vegetação alta apresentam valores medianos entre os 7 e os 3 metros (Figura 4.16).

Neste seguimento o nível FP_LP (2004) permite identificar as áreas de vegetação elevada (Figura 4.16). Gonçalves *et al.*, 2008 considera que esta informação atua como uma medida da textura altura.

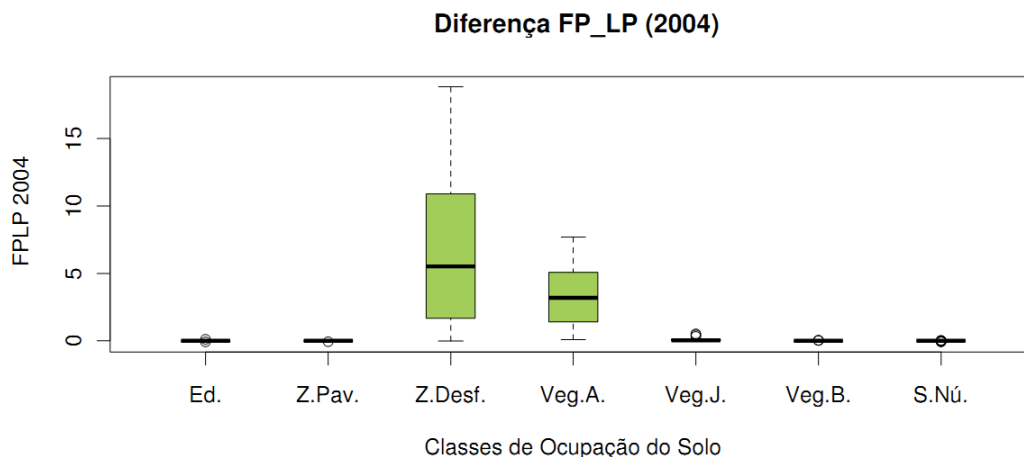


Figura 4.16 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionadas segundo o nível de informação relativo à diferença entre o primeiro e último retorno para o ano 2004.

O comportamento do conjunto de amostras internas em função do nível de informação dos Declives para o ano 2004, apresentam uma distribuição coerente consoante o tipo de ocupação do solo, notando-se no entanto a ocorrência de *outliers*, para as classes Edifícios, Zonas pavimentadas e Vegetação jovem (Figura 4.17).

Os Edifícios apresentam um valor mediano aproximadamente de 18°, 19°, Zonas pavimentadas e Solo nu próximo de 5°, Zonas desflorestadas a tender para 80°, Vegetação alta entre 60° a 70° e Vegetação jovem e baixa entre os 20° e os 10° de valor mediano.

Esta informação torna-se essencial para a identificação da classe dos edifícios uma vez que disponibiliza informação da inclinação dos telhados. A inclinação dos telhados irá aparecer em inclinação ou imagens de gradientes como regiões homogéneas (Arefi *et al.*, 2003) (Figura 4.17).

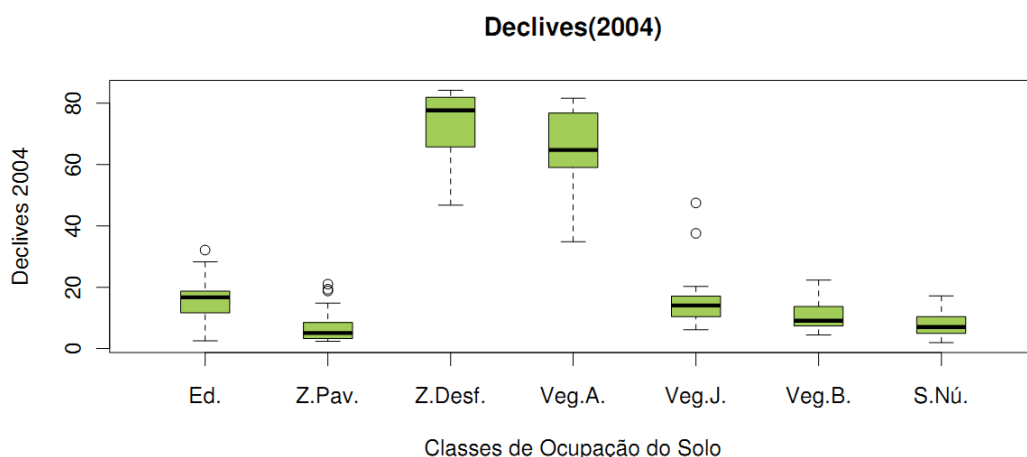


Figura 4.17 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionadas segundo o nível dos Declives do ano 2004.

A diferença entre os MDSn relativos a cada conjunto de dados multitemporais contribui para a identificação de alterações ao nível das alturas dos objectos posicionados sobre o terreno, considerando um determinado periodo de tempo. Verifica-se que as classes dos Edifícios, Zonas pavimentadas, Vegetação baixa e Solo nu, apresentam valores tendentes a 0, pelo que se pressupõe, a não ocorrência de alterações no que se refere às alturas. As classes da Vegetação alta e Vegetação jovem apresentam variações de altura na ordem dos cinco metros positivos, enquanto as Zonas desflorestadas se representam por variações no intervalo entre os 0 e os 20 metros negativos (Figura 4.18).

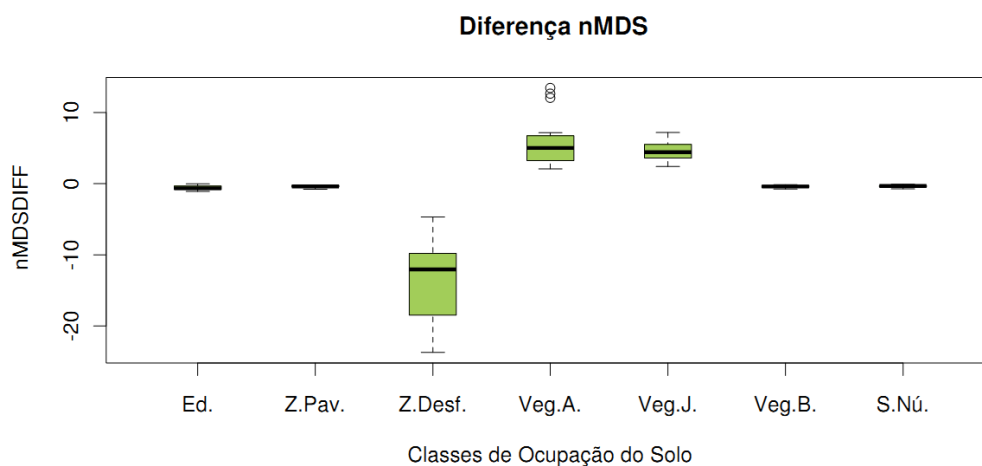


Figura 4.18 – Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o nível de informação da diferença entre os MDS normalizados para cada ano em estudo (2004/2010).

Note-se que em 2004 como a Vegetação jovem apresenta valores semelhantes ao da Vegetação baixa, esta só pode ser mais facilmente quantificada considerando os níveis de informação relativas à II e à Dif_MDSn. Deve estabelecer-se o mesmo raciocínio relativamente à classe Vegetação alta e Zonas desflorestadas, que apenas apresentam discrepâncias quando analisado o nível da Dif_MDSn.

Com a análise dos *boxplot's*, é possível concluir que as amostras seleccionadas apresentam uma distribuição satisfatória por cada COS, apesar de se verificar a ocorrência de valores de amostragem disformes. Por não serem muito significativos optou-se por manter o grupo de amostras definido.

Os diagramas de caixa ou *boxplot's* dos restantes níveis de informação, que por apresentarem valores *outliers* e por se representarem pouco significativos, verificando-se sobreposição espectral entre COS, não serão considerados para o processo de análise da separabilidade pelos métodos da DT e pela DJM (Anexo 4).

4.2.3. Seleção de características pela aplicação dos métodos de separabilidade Divergência Transformada e da Distância de Jeffreis -Matusita

A avaliação da separabilidade entre as sete classes de ocupação do solo definidas, foi calculada para um total de 26 combinações de níveis de informação, sem ocorrência de repetições, obtendo-se 10 combinações entre dois níveis de informação, 10 combinações entre três níveis, 5 combinações para quatro níveis e 1 combinação de cinco níveis de informação (Quadro 4.6).

Quadro 4.6 – Descrição das combinações de níveis de informação para a análise da separabilidade pelos métodos da DT e da DJM.

Combinações de níveis de informação			
2 Níveis	3 Níveis	4 Níveis	5 Níveis
1_2	1_2_3	1_2_3_4	1_2_3_4_5
1_3	1_2_4	1_2_3_5	
1_4	1_2_5	1_2_3_5	
1_5	1_3_4	1_2_4_5	
2_3	1_3_5	2_3_4_5	
2_4	1_4_5		
2_5	2_3_4		
3_4	2_3_5		
3_5	2_4_5		
4_5	3_4_5		

Em que 1, 2, 3, 4 e 5, correspondem respectivamente aos níveis de informação MDSn 2004, II 2004, FP_LP 2004, D 2004 e Dif_MDSn.

A análise da separabilidade representa-se graficamente em blocos relativos a cada combinação entre níveis de informação, por COS. No total obteve-se um conjunto de vinte e seis blocos com informação relativa à separabilidade entre cada classe segundo o método da Divergência Transformada e o método da distância de Jeffreis-Matusita. Assim, no canto inferior esquerdo observa-se informação relativa à separabilidade segundo o método da DT e no canto superior direito verifica-se a distribuição da separabilidade segundo o método da DJM.

Para este exercício consideraram-se três níveis ou graus de separabilidade, em que o Alto corresponde a valores maiores que 1,9, o nível Baixo compreende valores entre o intervalo de 1,7-1,9 e aos valores abaixo de 1,7 é-lhes atribuído o nível Muito Baixo de separabilidade.

Desta forma, e segundo o método da DJM, pode constatar-se que:

Para combinações entre dois níveis de informação (Figura 4.19), o nível de separabilidade entre classes mais dominante é o Muito Baixo.

i. 1_2; 1_3; 1_4; 1_5:

Na análise deste conjunto de combinações de níveis verifica-se que a introdução do nível 5 (Dif_MDSn) é essencial para a distinção entre as classes Vegetação alta e Zonas desflorestadas.

ii. 2_3; 2_4, 2_5:

Para este conjunto de combinações de níveis verifica-se na sua maioria variações do índice de separabilidade entre o Baixo e Muito baixo. Também nesta situação, é possível constatar que o nível 5 (Dif_MDSn) é determinante para a separabilidade entre a classe Vegetação jovem e as classes Solo nu e Edifícios. Por outro lado, a combinação 2_4 (II_D) permite atribuir níveis de separabilidade Alto entre classe Zonas desflorestadas e Edifícios, passar de um nível Muito baixo para baixo da Vegetação alta e Solo nu. Permite ainda uma diferenciação elevada da classe Pavimento com as classes de Zonas desflorestadas e Vegetação alta.

iii. 3_4; 3_5; 4_5:

A combinação deste conjunto de níveis contribui positivamente para uma separabilidade elevada entre as classes Vegetação jovem e Solo nu, bem como entre a classe Vegetação jovem e Zonas desflorestadas. Por outro lado a relação entre o nível 4 (D) e 5, não transporta grandes acrescentos aos valores de separabilidade analisados anteriormente.

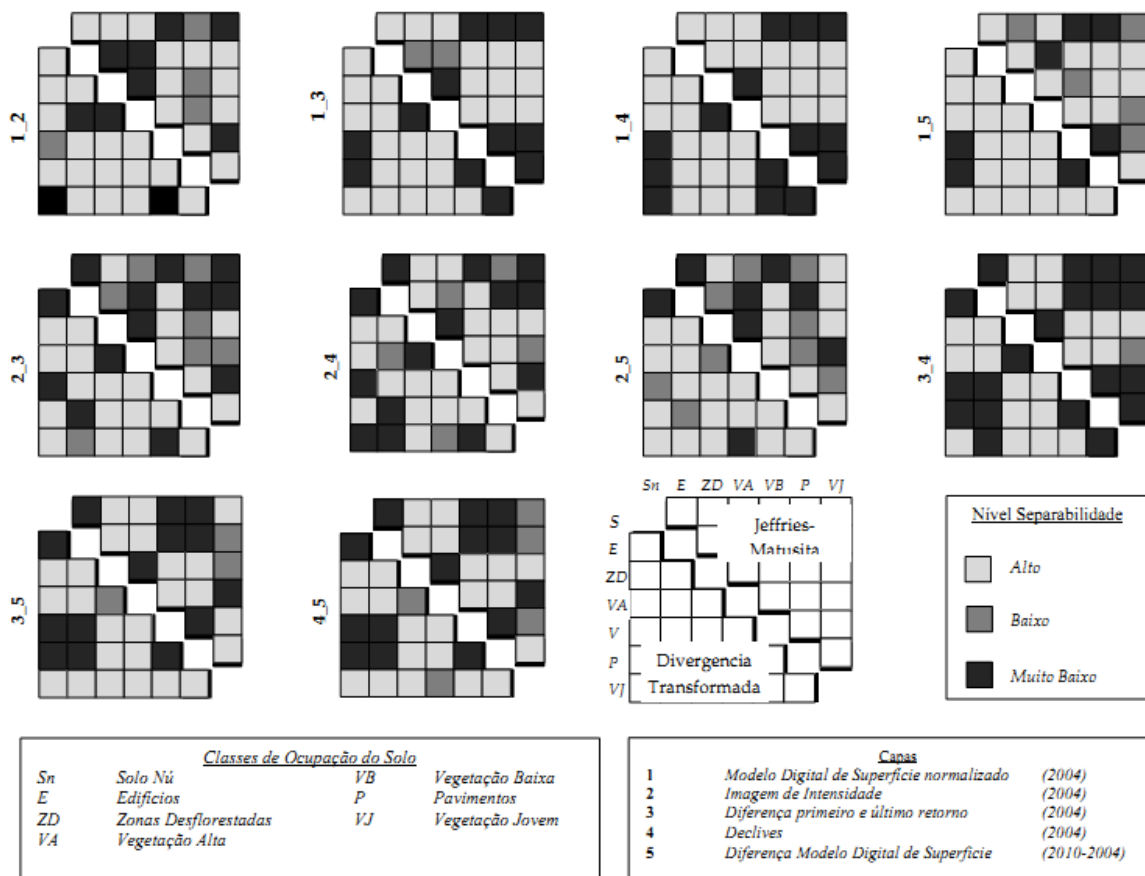


Figura 4.19 – Avaliação da Separabilidade entre sete classes de ocupação do solo para combinações de dois níveis de informação.

A separabilidade obtida para combinações entre três níveis de informação encontra-se descrita na figura 4.20, observando-se que na relação entre:

i. 1_2_3; 1_2_4; 1_2_5:

A introdução do nível 5 permite obter uma maior separabilidade entre a maioria das classes de ocupação do solo. Destaca-se a ocorrência de valores de separabilidade Alta para as classes Vegetação jovem com Solo nu e Vegetação baixa, e ainda entre a classe das Zonas pavimentadas e da classe do Solo nu. A classe Vegetação alta e Zonas desflorestadas também apresentam valores de separabilidade elevada com a introdução do nível Dif_MDSn.

ii. 1_3_4; 1_3_5:

A comparação entre estas combinações de níveis permite observar que a substituição do nível 4 pela 5 contribui para a separabilidade alta entre um maior número de classes, permitindo a distinção entre a classe Vegetação jovem com as classes Solo nu, Vegetação baixa e Pavimentos, bem como entre a classe Vegetação alta e Zonas desflorestadas.

iii. 1_4_5; 3_4_5:

A combinação 3_4_5 permite a separabilidade entre um maior número de classes, apresentando uma combinação de cinco classes com um nível de separabilidade a variar entre Baixo e Muito baixo. Neste seguimento, verifica-se que a introdução do nível 3, substituindo o nível 1, se obtêm níveis de separabilidade entre classes menos satisfatórios.

iv. 2_3_4; 2_3_5; 2_4_5:

Especificamente observa-se que a combinação de níveis de informação 2_4_5 permite a separabilidade entre as classes Pavimento e Solo nu, e ainda entre a classe Vegetação jovem e as classes Solo nu, Edifícios e Vegetação baixa, ao contrário do que acontece com a combinação de níveis 2_3_4.

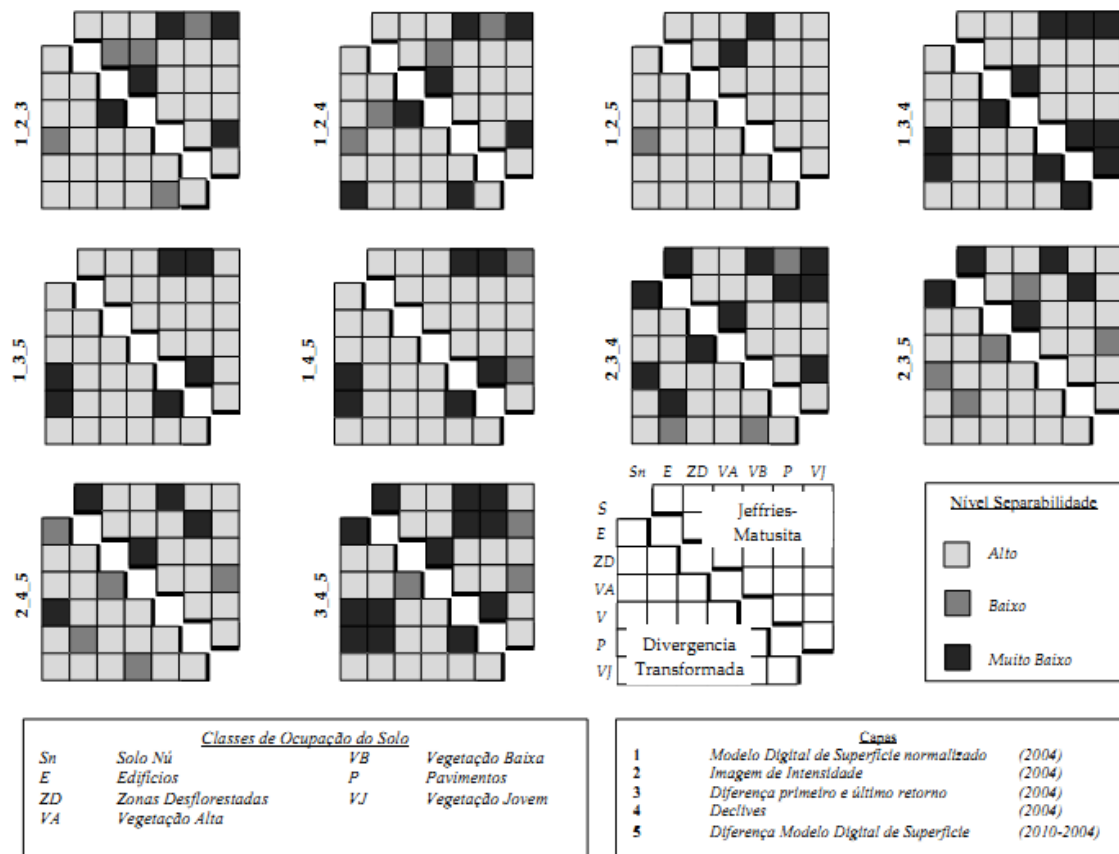


Figura 4.20 – Avaliação da Separabilidade entre sete classes de ocupação do solo para combinações de três níveis (continuação).

Quando interpretados os blocos com informação relativa à separabilidade entre classes para combinações entre 4 e 5 níveis de informação verifica-se a ocorrência de níveis de separabilidade Alto para um maior número de relações entre classes de ocupação do solo (Figura 4.21).

i. 1_2_3_4; 1_2_4_5:

A análise destes blocos revela a ocorrência de níveis de separabilidade Baixo entre as classes Vegetação baixa e Solo nu, segundo o método da DT, enquanto para o método da DJM o nível de separabilidade observado para a relação entre as classes Vegetação baixa e Solo nu é o nível Muito baixo. No entanto verificam-se níveis Alto de separabilidade para as restantes combinações de classes.

ii. 1_2_3_4_5

A combinação entre os cinco níveis de informação considerados para este trabalho, apresenta níveis de separabilidade Alto entre todas as classes de ocupação do solo segundo o método da DT, no entanto para o método da DJM verificam-se níveis de separabilidade entre quase todas as classes de ocupação do solo, com excepção das classes Vegetação baixa e Solo nu.

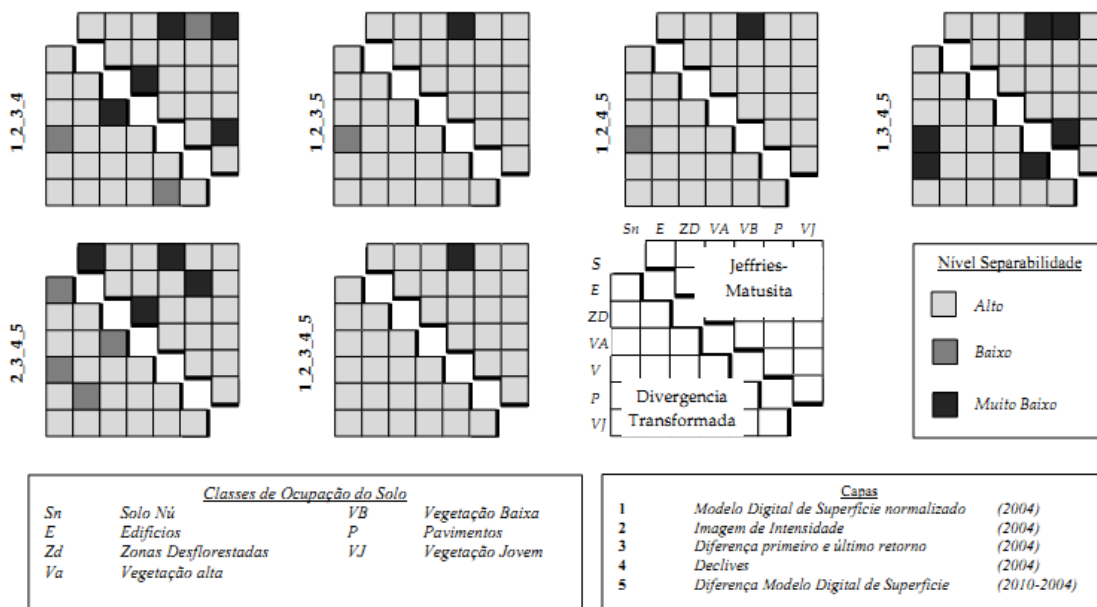


Figura 4.21 – Avaliação da Separabilidade entre sete classes de ocupação do solo para combinações de quatro e cinco níveis informacionais.

Em suma, a combinação de níveis de informação que apresenta maior discrepância entre classes é a combinação 1_2_3_4_5. Verificou-se ainda que o nível 5 é determinante para a obtenção de um grau Alto de separabilidade entre as classes Vegetação Alta e Zonas desflorestada, bem como entre as classes Vegetação Jovem e Solo nu; o nível 1 e nível 3, contribui para a obtenção de um nível alto de separabilidade entre as classes Vegetação alta e Edifícios; o nível 2 permite níveis de discrepância Alto entre as classes Vegetação baixa e Pavimentos; o nível 4 contribui

para a distinção das classes Vegetação alta e Zonas desflorestadas, das restantes classes consideradas.

Numa análise dos valores médios de separabilidade obtidos pelos métodos da DT e da DJM, observa-se que estes variam de acordo com a combinação de níveis informacionais utilizados, verificando-se no entanto valores médios mais elevados para o método da DT (1,82) do que para o método da DJM (1,72) (Quadro 4.7; Figura 4.22).

Avaliando esses valores para cada método ou índice de separabilidade aplicados, por combinação entre níveis de informação, verifica-se que a combinação com valores médios mais elevados corresponde à combinação 1_2_3_5, 1_2_4_5 e 1_2_3_4_5, assumindo valores médios de 1,99 para o método da DT e aproximadamente 1,97 para o método da DJM (Quadro 4.7).

Quadro 4.7 – Explicação dos valores da média aritmética, média e mediana acumulada do método de DT e do método da distância de DJM.

Combinação de níveis	Média DT	Média acumulada DT	Mediana acumulada DT	Média DJM	Média acumulada DJM	Mediana acumulada DJM
1_2	1,79	1,79	1,79	1,66	1,66	1,66
1_3	1,68	1,74	1,74	1,51	1,59	1,59
1_4	1,47	1,65	1,68	1,42	1,53	1,51
1_5	1,77	1,68	1,73	1,69	1,57	1,59
2_3	1,80	1,70	1,77	1,62	1,58	1,62
2_4	1,71	1,70	1,74	1,63	1,59	1,63
2_5	1,91	1,73	1,77	1,74	1,61	1,63
3_4	1,47	1,70	1,74	1,28	1,57	1,63
3_5	1,69	1,70	1,71	1,52	1,56	1,62
4_5	1,65	1,69	1,70	1,53	1,56	1,58
1_2_3	1,95	1,72	1,71	1,83	1,58	1,62
1_2_4	1,88	1,73	1,74	1,81	1,60	1,63
1_2_5	1,99	1,75	1,77	1,94	1,63	1,63
1_3_4	1,74	1,75	1,76	1,59	1,63	1,63
1_3_5	1,82	1,75	1,77	1,77	1,64	1,63
1_4_5	1,79	1,76	1,78	1,75	1,64	1,65
2_3_4	1,85	1,76	1,79	1,74	1,65	1,66
2_3_5	1,96	1,77	1,79	1,85	1,66	1,68
2_4_5	1,95	1,78	1,79	1,87	1,67	1,69
3_4_5	1,74	1,78	1,79	1,61	1,67	1,68
1_2_3_4	1,95	1,79	1,79	1,87	1,68	1,69
1_2_3_5	1,99	1,80	1,80	1,97	1,69	1,72
1_2_4_5	1,99	1,81	1,80	1,96	1,70	1,74
1_3_4_5	1,84	1,83	1,81	1,80	1,71	1,74
2_3_4_5	1,97	1,81	1,82	1,88	1,71	1,74
1_2_3_4_5	1,99	1,82	1,83	1,97	1,72	1,75

Para o método da DT, a análise das médias e das medianas acumuladas, permite atestar uma tendência semelhante, a partir da combinação de níveis 1_2_3_4 (combinação nº 21) em que os valores das variáveis de tendencia tendem a estabilizar-se em torno do valor médio de 1,79. Considerando o método da DJM, verifica-se uma oscilação entre os valores da média e mediana acumulada, dificultando a análise da tendência deste valores, devido à maior variabilidade dos valores médios obtidos que dificulta a estabilização destes valores em torno de um valor médio (Quadro 4.7; Figura 4.22).

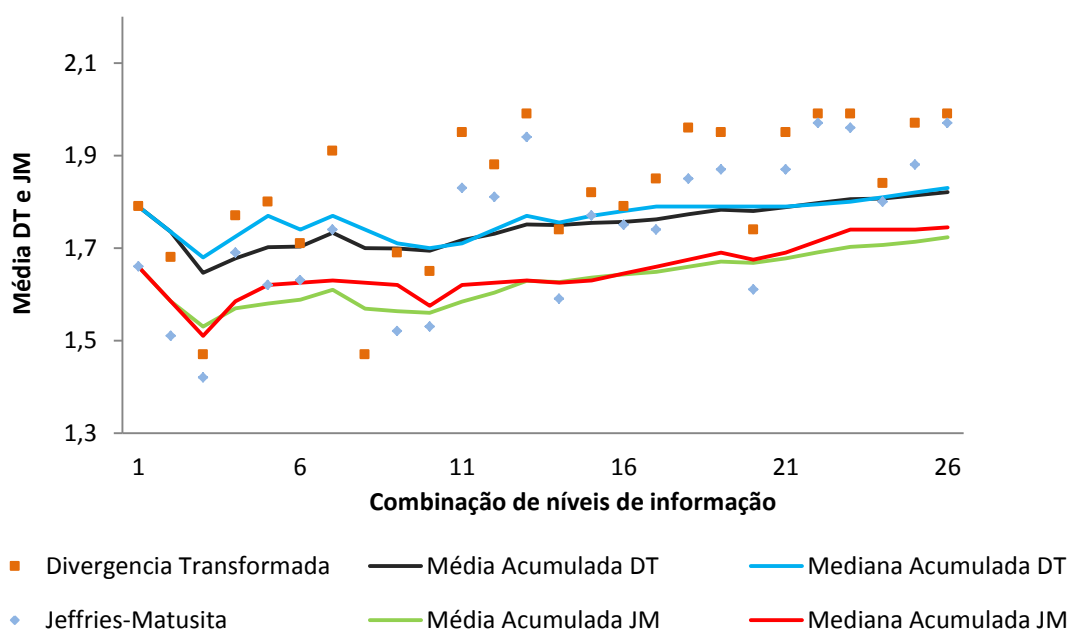


Figura 4.22 – Comportamento dos valores médios e medianos acumulados do método DT e DJM, considerando as respectivas combinações de níveis.

Após a análise detalhada deste dados, verifica-se que o método da DT apresenta valores médios de separabilidade mais elevados que os observados para o método da DJM. No entanto e como já foi referido ao longo do documento (capítulo 2), o método mais fiável para a análise da separabilidade corresponde ao índice da DJM, devido ao seu comportamento de saturação, em que para uma seprabilidade de 2,0 entre as classes associa-se uma classificação com uma precisão de 100%, enquanto que o método de DT promove uma sobreestimação dos valores de separabilidade.

Considerando este principio a combinação de níveis de informação que potencia a separabilidade entre um maior número de classes é a combinação 1_2_3_4_5, com um valor médio de separabilidade de 1,97, verificando-se no entanto níveis de

separabilidade Muito baixo entre as classes vegetação baixa e solo nu, não se verificando nenhuma combinação de níveis capaz de distinguir estas duas classes.

4.3. Modelo conceptual de classificação em árvore de decisão

Neste subcapítulo apresentam-se e interpretam-se os principais resultados obtidos a partir da geração da árvore de decisão, da validação cruzada e da validação da classificação mediante um conjunto de amostras externa.

Partindo de um conjunto de 20 repetições para a validação cruzadas da amostras internas e da validação pelas amostras externas, explanam-se os valores da média e da mediana acumulada contribuindo para análise da tendência dos dados amostrados.

4.3.1. Árvore de decisão

A obtenção de uma árvore de decisão, realizada de forma automática pela implementação do algoritmo J48, considerou um conjunto de três níveis informacionais, derivados de um total de 5 níveis, MDSn (2004), Diff_MDSn e a II (2004).

A interpretação da árvore de decisão obtida em R 2.13.0, (Figura 4.23), permite averiguar que o nível de informação relativo ao MDSn funciona como o nó raiz da árvore de decisão. A diferença entre os MDSn é fundamental para a classificação das classes de Vegetação jovem e Vegetação alta, bem como das Zonas desflorestadas e Edifícios. Por sua vez, a II permite a classificação das classes Zonas pavimentadas, Solo nu e Vegetação baixa.

A combinação obtida pela árvore de decisão apresenta uma separabilidade média de de 1,99 para o método DT e 1,94 segundo o método da DJM (Quadro 4.7; Figura 4.23).

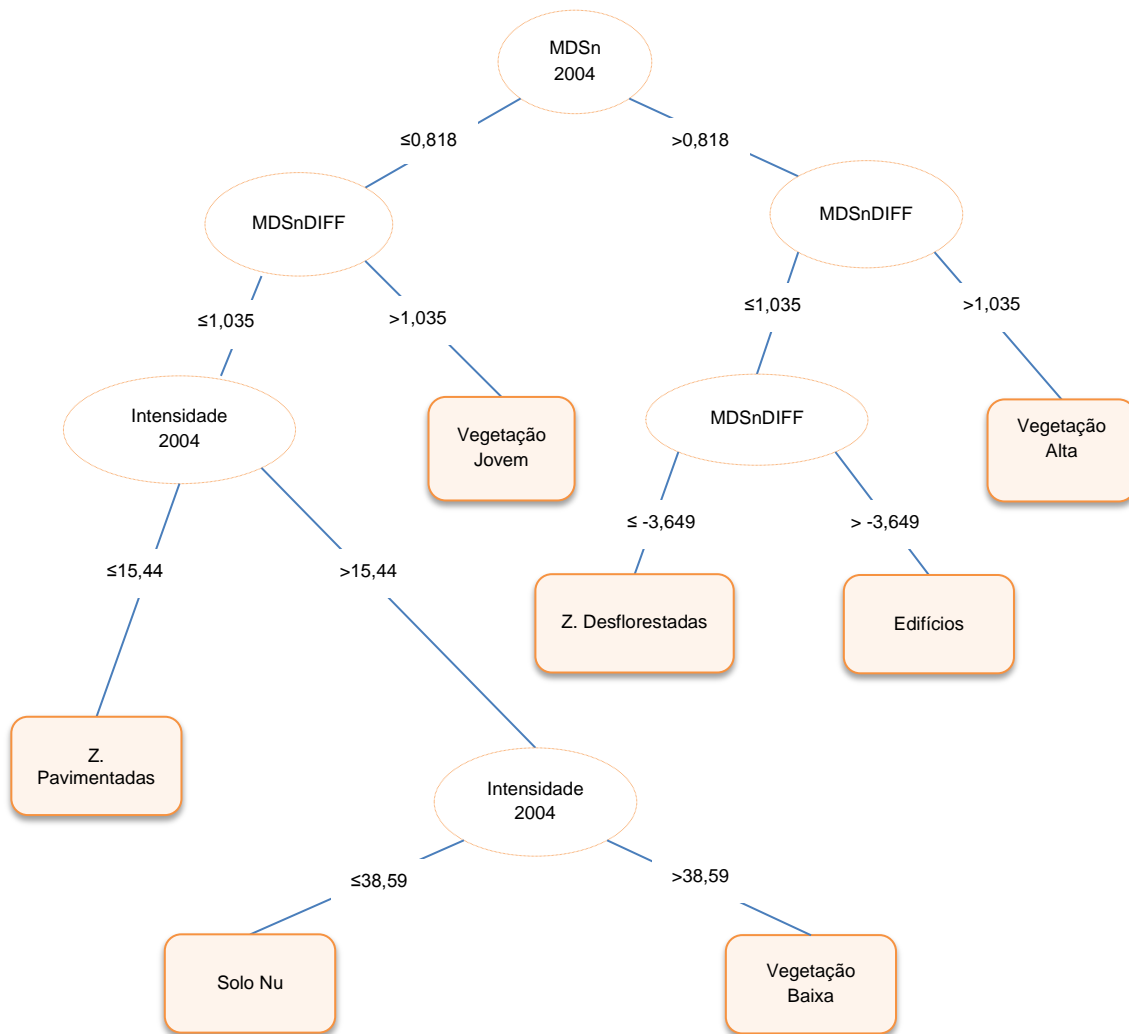


Figura 4.23 – Modelo conceptual de classificação em árvore de decisão obtida a partir do *software* R 2.13.0.

4.3.2. Validação temática

A validação da classificação foi realizada com base em dois conjuntos de amostragem distintos. Ao longo deste trabalho, estes têm sido designados por conjunto de amostras internas (amostras obtidas para a geração da árvore de decisão bem como para a análise da separabilidade) e conjunto de amostras externas (amostras obtidas por outro usuário, cumprindo os mesmos requisitos de levantamento).

Para cada conjunto de amostras, e através da biblioteca de comando do *software* R, obteve-se um conjunto de medidas de precisão da classificação (Figura 4.24).

Verifica-se que a utilização deste comando disponibiliza um leque variado de informação bastante detalhada, como a matriz de confusão, que por sua vez disponibiliza medidas de avaliação da precisão como a percentagem de amostras classificadas correctamente.

Os dados de análise relativos a uma única repetição do processo de validação cruzada disponibilizam informação relativa à exactidão do classificador num conjunto de teste. Este tipo de estatística, associado à modelação de árvores de decisão, permite obter de antemão a exactidão do classificador.

```

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      131          99.2424 %
Incorrectly Classified Instances    1            0.7576 %
Kappa statistic                    0.9912
Mean absolute error                0.0041
Root mean squared error            0.0454
Relative absolute error            1.6845 %
Root relative squared error        12.9788 %
Coverage of cases (0.95 level)    99.2424 %
Mean rel. region size (0.95 level) 14.2857 %
Total Number of Instances         132

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  g  <-- classified as
18  0  0  0  1  0  0 | a = Bare Earth
 0 20  0  0  0  0  0 | b = Building
 0  0 17  0  0  0  0 | c = Harvested Forest
 0  0  0 20  0  0  0 | d = High Vegetation
 0  0  0  0 20  0  0 | e = Low Vegetation
 0  0  0  0  0 18  0 | f = Pavement
 0  0  0  0  0  0 18 | g = Young Vegetation
>

```

Figura 4.24 – Demonstração das principais medidas de avaliação da precisão da classificação, calculadas em ambiente R.

4.3.2.1. Validação Cruzada

Considerando-se como objecto de estudo a medida de avaliação da precisão através da percentagem de amostras classificadas correctamente, obteve-se para o conjunto de amostras internas, uma precisão média da classificação de 92,8 %, depois de se terem realizado 20 repetições (Quadro 4.8).

Quadro 4.8 – Descrição das percentagens de amostras correctamente classificadas, da média e mediana acumulada, para o conjunto de amostras internas e um total de 20 repetições.

	Precisão (%)	Precisão média acumulada	Precisão mediana acumulada
1	91,67	91,67	91,67
2	93,18	92,42	92,05
3	93,94	92,93	92,42
4	94,70	93,37	92,68
5	93,18	93,33	92,93
6	90,15	92,80	92,87
7	95,45	93,18	92,93
8	92,42	93,09	93,01

Quadro 4.8 – Descrição das percentagens de amostras correctamente classificadas, da média e mediana acumulada, para o conjunto de amostras internas e um total de 20 repetições (Continuação).

	Precisão (%)	Precisão média acumulada	Precisão mediana acumulada
9	90,15	92,24	92,93
10	91,67	92,16	92,89
11	93,94	92,38	92,84
12	93,18	92,47	92,66
13	93,94	92,62	92,62
14	93,18	92,67	92,64
15	92,42	92,65	92,65
16	93,18	92,69	92,66
17	93,94	92,78	92,67
18	92,42	92,76	92,68
19	93,18	92,78	92,69
20	90,91	92,67	92,68

A análise da figura 4.25 permite-nos identificar e observar a distribuição das repetições efectuadas, bem como a tendência da média e da mediana acumulada. Na análise da precisão média e da precisão mediana acumulada, da percentagem de amostras classificadas correctamente, verifica-se uma tendência semelhante entre a média e a mediana acumulada, indicando que é a partir da décima segunda iteração que os valores de precisão média e mediana acumulada tendem a estabilizar-se em torno dos 92,8 % (Quadro 4.8; Figura 4.25). De igual forma, observa-se uma elevada variabilidade dos valores de precisão obtidos para cada repetição, mais concretamente entre os 90% e 95% (Quadro 4.8) de amostras classificadas correctamente.

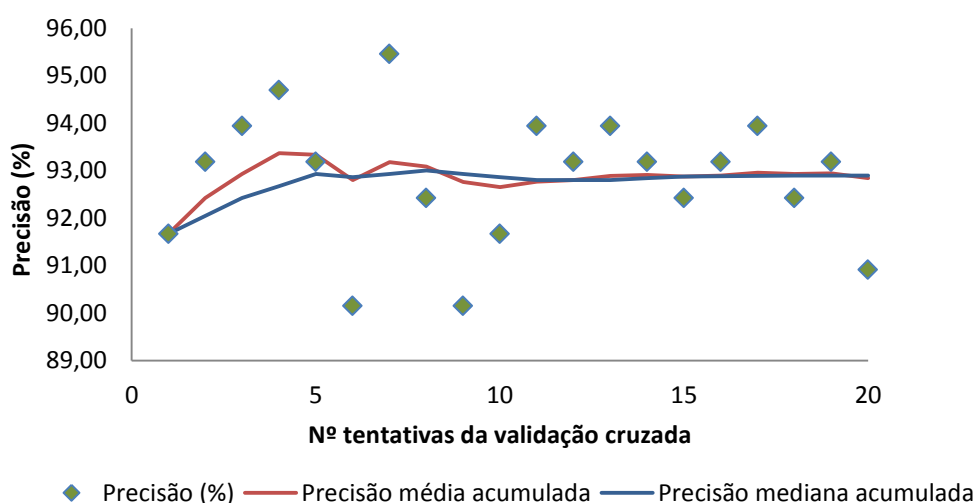


Figura 4.25 - Distribuição dos valores de amostragem (%) correctamente classificados, considerando o conjunto de amostras internas.

4.3.2.2. Validação da classificação

Para a validação da precisão da classificação utilizando-se o conjunto de amostras externas, obteve-se como precisão média da classificação uma percentagem de 90,66% (Quadro 4.9) de amostras classificadas correctamente.

Na análise integrada do quadro 4.9 e da figura 4.26, verifica-se que o intervalo de percentagens obtido varia entre 87% e 92%.

Quadro 4.9 - Descrição das percentagens de amostras correctamente classificadas, da média e mediana acumulada, para o conjunto de amostras externas e um total de 20 repetições.

	Precisão (%)	Precisão média acumulada	Precisão mediana acumulada
1	91,27	91,27	91,27
2	89,68	90,48	90,87
3	90,48	90,48	90,48
4	92,86	91,07	90,77
5	90,48	90,95	90,95
6	91,27	91,01	90,98
7	90,48	90,93	90,95
8	88,89	90,67	90,94
9	89,68	90,56	90,93
10	92,66	90,77	90,85
11	88,89	90,6	90,77
12	92,86	90,79	90,78
13	90,48	90,77	90,77
14	91,27	90,8	90,78
15	88,89	90,67	90,77
16	92,86	90,81	90,78
17	91,27	90,84	90,79
18	90,48	90,82	90,8
19	91,27	90,84	90,8
20	87,3	90,66	90,8

Neste contexto, pode-se visualizar a distribuição da percentagem das amostras correctamente classificadas e a tendência da média e da mediana acumulada de um conjunto de 20 repetições, concluindo que é aproximadamente a partir da décima iteração que os valores de precisão média e mediana acumulada tendem a estabilizar-se em torno dos 90,66% (Figura 4.26).

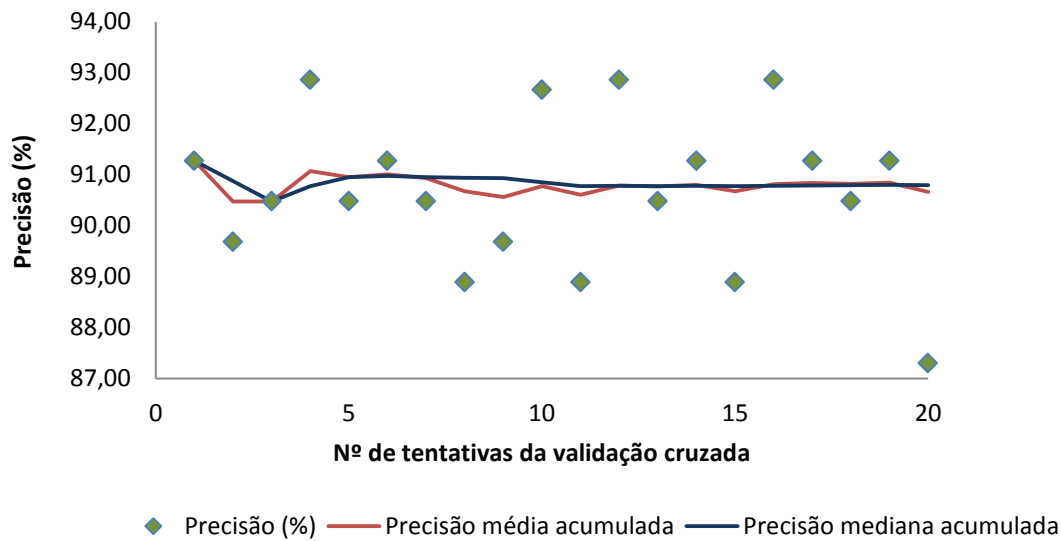


Figura 4.26 - Distribuição dos valores de amostragem (%) correctamente classificados, considerando um conjunto de amostras seleccionadas por outro utilizador.

Na comparação da precisão da classificação considerando um conjunto de amostras internas e outro externo, é possível atestar a ocorrência de valores de precisão na ordem dos 90%, o que se revela bastante satisfatório. Não obstante a utilização das amostras internas sobredimensionam os valores de precisão da classificação. Para o conjunto de amostras internas obteve-se uma precisão (%) média de amostras correctamente classificadas de 92,84% enquanto a precisão média das amostras correctamente classificadas considerando o conjunto de amostras externas é de 90,66%.

Considerando as diferenças registadas, entre os dois conjuntos de amostras (aproximadamente dois pontos percentuais) verifica-se que os métodos de validação utilizados proporcionam valores semelhantes de precisão. Esta abordagem permite indicar que a utilização de um conjunto de amostras com as características das amostras internas, disponibiliza valores de precisão muito satisfatórios, proporcionando uma diminuição do volume de trabalho, não tendo que seleccionar novas amostras.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho prático avaliou de forma experimental a possibilidade de classificar para uma área rural sete classes de ocupação do solo, considerando um conjunto ótimo de níveis de informação geradas a partir de dados LiDAR. Foram utilizados dois índices de separabilidade, o método da DT e o método da DJM, para a avaliação da separabilidade entre as sete classes de ocupação do solo. Adicionalmente, desenvolveu-se um modelo conceptual de classificação em árvore de decisão, utilizando o algoritmo J48 do pacote da “Rweka” do software R, tendo sido validado a partir de técnicas de validação cruzada (amostras internas) e validação segundo matrizes de confusão, considerando amostras externas.

Considerando os resultados obtidos para a análise da separabilidade é possível concluir que existem três conjuntos de combinações de níveis que cumpriram as mesmas condições, ou seja, não acarretariam grandes diferenças ao processo de classificação de imagens, no entanto e após a análise dos resultados médios dos métodos da DT e da DJM, de cada combinação de nível em questão verifica-se que a combinação entre os níveis de informação MDSn (2004), II (2004), D (2004), FLP (2004) e Dif_MDSn (1_2_3_4_5) é a que apresenta melhores níveis de separabilidade com valores médios de 1,9743, tendo em conta o método da distância de Jeffreys-Matusita. Os valores médios para as combinações 1_2_3_5 e 1_2_4_5 são respectivamente, 1,9671 e 1,9624, sendo também considerados valores válidos de separabilidade.

Numa análise aos níveis de informação determinantes para a distinção entre classes de ocupação do solo constata-se que a Diff_MDSn é fundamental para a distinção entre as classes Zonas esflorestadas e Vegetação Ita, assim como para a classe Vegetação ovem. O nível de informação capaz de distinguir as classes Vegetação Alta da classe dos Edifícios corresponde ao nível D (obtendo-se níveis de separabilidade distintos tendo em conta as restantes combinações entre níveis de informação).

Verifica-se ainda que apesar de todas as combinações de níveis testadas, não existe nenhuma que seja capaz de diferenciar as classes *Vegetação Baixa* e *Solo Nu*.

A geração do modelo conceptual de classificação em árvore de decisão, vêm em grande parte ratificar as conclusões mencionadas anteriormente, no que se refere à análise da separabilidade, tendo se obtido uma árvore de decisão que utiliza três níveis de informação, MDSn, Diff_MDSn e II. De referir que esta combinação de níveis de informação disponibiliza um dos valores máximos na análise da separabilidade, tanto para o método da DT como para o método da DJM. Para esta combinação de

níveis obteve-se uma precisão geral de aproximadamente 90% de amostras classificadas correctamente, considerando um conjunto de amostras externas. Estes valores de precisão revelam-se extremamente satisfatórios, podendo concluir-se que numa consumação do processo de classificação, obter-se-ia uma classificação com aproximadamente 90% de precisão.

No cômputo geral é possível certificar o cumprimento dos objectivos propostos para este trabalho prático e experimental.

No que se refere à aquisição de competências, relativas às técnicas e métodos associados à tecnologia LiDAR, assume-se um saldo positivo. No entanto considero que para trabalhos futuros se possam sugerir melhorias e introdução de novos conceitos e princípios. Como melhorias sugerem-se:

- i. a utilização de níveis de informação relativos a índices de vegetação, como um NDVI ou RVI; esta tipologia de informação introduziria dados mais completos acerca das áreas arborizadas, funcionando como um *upgrade* para a distinção entre Zonas pavimentadas, Solo nu e as classes atribuídas a zonas arborizadas.
- ii. a utilização de um software que não limite os processos de filtragem e respectiva derivação de um MDT válido, ao nível das áreas construídas, recorrendo-se à utilização de outros *softwares* como por exemplo o TerraScan, ou então através de outros métodos morfológicos de filtragem já estudados e validados de forma satisfatória.

As principais dificuldades, basearam-se na pouca bibliografia existente acerca deste tema, principalmente o remetente às etapas de tratamento e processamento dos dados LiDAR. Bem como as questões inerentes ao manuseamento de milhões de dados, que implicitamente provoca limitações processuais.

Como trabalhos futuros dentro da temática de imagens LiDAR destacaria; *i)* a realização de uma classificação de imagens orientada a objectos (OBIA), com vista a perceber o comportamento das classes na área de estudo, pela obtenção de um resultado gráfico, passível de interpretação; *ii)* quantificar biomassa florestal combustível num contexto de apoio ao risco e combate a incêndios florestais; *iii)* apoio à definição de indicadores de suporte à quantificação de processos de sequestro de carbono; *iv)* indicação e desenvolvimento de metodologias de quantificação do desenvolvimento de espécies florestais específicas e produtoras de riqueza e serviços ao ecossistema.

6. BIBLIOGRAFIA

- Afonso, A., J., G., Alhandra, M., S., Rossa, J., M., R., Simão, F., J., M., s/d. Sistema para Orientação e Avaliação da Exactidão Posicional em Cartografia Digital. Instituto Geográfico do Exército. 9 pp.
- Albacete, A., S., J., 2011. Procesamiento de datos LiDAR com ArcGIS Desktop 10. Trabajo Final – Master en Tecnologías de la Información Geográfica. Universidad Complutense de Madrid – Facultad de Geografía e Historia.
- Anderson, H-E., McGaughey, R., J., Reutebuch, S., E., 2005. Estimating forest canopy fuel parameters using LiDAR data. Remote Sensing of Environ 94 (2005) 441-449.
- Arefi, H., Hahn, M., Lindenberger, J., 2003. Lidar data classification with remote sensing tools. http://www.academia.edu/673665/LIDAR_DATA_CLASSIFICATION_WITH_REMOTE_SENSING_TOOLS, visto a 22/10/2012.
- Baltsavias, E., P., 1999. A comparison between photogrammetry and laser scanning. Institute of Geodesy and Photogrammetry, Swiss Federal Institute of Technology. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 54. 12 pp
- Bortolot, Z.; Wynne, R., 2005. Estimating forest biomass using small footprint LiDAR data: An individual tree-based approach that incorporates training data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 59 p. 342-360.
- Brandalize, A., A., 2002. Perfilamento a LASER: Comparação com Métodos Fotogramétricos. ESTEIO Engenharia e Aerolevantamentos S.A. 26 pp.
- Brovelli, M., A., Cannata, M., Longoni, U., M., 2004. LIDAR Data Filtering and DTM Interpolation Within GRASS. Blackwell Publishing Ltd.
- Bruzzone, L., Roli, F., Serpico, S., B., 1995. An extension of the Jeffreys-Matusita Distance to multiclass cases for feature selection. IEEE log Number 9415597.
- Bruzzone, L., Serpico, S., B., 1998. A technique for feature selection in multiclass problems. International Journal of Remote Sensing ISSN 0143-1161. 15 pp.
- Buján, S., González-Ferreiro, E., Barreiro-Fernández, L., Santé, I., Corbelle, E. and Miranda, D., 2012. Classification of rural landscapes from low-density lidar data. Is it theoretically possible? International Journal Remote Sensing (aceite para publicação).
- Burrough, P. A., Mcdonell, R.A. 1998. Principles of Geographical Information Systems. Oxford University Press, New York. 19 pp.
- Camargo, F., F., Florenzano, T., G., Almeida, C., M., Oliveira, C., G., 2009. Acurácia posicional de modelos digitais de elevação relativo e absoluto, gerados a partir de imagens ASTER/Terra. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. 8 pp.
- Cash, J., M., 2003. Using Light Detection and Ranging (LiDAR) Imagery To Model Radio Wave Propagation. Master of Science In Geography - Virginia Polytechnic Institute and State University. 75 pp.

- Chen, Q., 2007. Airborne Lidar Data Processing and Information Extraction. PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING & REMOTE SENSING. 4 pp.
- Chuvieco, E., 2000. Fundamentos de Teledetección espacial. Ediciones RIALP. 3ª edición revisada.
- Congalton, R., G., 2005. Thematic and Positional Accuracy Assessment of Digital Remotely Sensed Data. Proceedings of the Seventh Annual Forest Inventory and Analysis Symposium.
- Corbelle, E., R., e Crecente, R., M., 2012. Na object-oriented approach to automatic classification of panchromatic aerial photographs with GRASS GIS and R. OGRS 2009: International Opensource Geospatial Research Symposium.
- Cremades, J., E., 2011. Análisis de los factores de influyen en la precisión de um MDE e estimación de parâmetros florestales en zonas arbustivas de montaña mediante datos LiDAR. Tesis Doctoral. Universitat Politècnica de València.
- Cruz, A., J., R., 2007. *Data Mining* via Redes Neuronalis Artificiais e Máquinas de Vectores de Suporte. Dissertação submetida à Universidade de Minho para obtenção do grau de Mestre em Sistemas de Informação. 123 pp.
- Donoghue, D.N., Watt, P.J., Cox, N.J., e Wilson, J. 2007. Remote sensing of species mixtures in conifer plantations using LiDAR height and intensity data. *Remote Sensing of EnviroMDSnent*, 110 (4): 509–522.
- Dutra, L., V., 1999. Feature extraction and selection for ERS-1/2 InSAR classification, *International Journal of Remote Sensing*, 20:5,993-1016. 26 pp.
- Fernández-Rivas, J., Siabato, W., 2010. Procesamiento y accesibilidad de datos LiDAR a través de aplicaciones distribuidas. I Congreso Internacional de Ordenamiento Territorial y Tecnologías de la Información Geográfica. Universidad de Alcalá de Henares, UAH. 13 pp.
- Foody, G., M., 2001. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* 80 (2002) 185– 201.
- Friedl, M., A., e Brodley, C., E., 1997. Decision Tree Classification of Land Cover from Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment* 61:399-409.
- Giongo, M., Koehler, H., S., Machado, S., A., Kirchner, F., F., Marchetti, M., 2010. LiDAR: princípios e aplicações florestais. *Pesquisa Florestal Brasileira*, Colombo. 14pp.
- Gonçalves, G., Seco, L., Reyes, F., Miranda, D., 2008. Land cover classification of rural areas using LiDAR data: a comparative study in the context of fire risk. *SilviLaser* 2008, Sept. 17-19, 2008 – Edinburgh, UK. 10 pp.
- Gonçalves, S., S., O., 2012. Classificação de ocupação do solo com base em dados LiDAR. Tese de mestrado – Mestrado em Gestão Ambiental e Ordenamento do Território. Escola Superior Agrária – IPVC.
- Greenwalt, C., R., Shultz, M., E., 1968. Principels of error theory and cartographic applications. ACIC Technical Report No.96.

- Höfle, B., e Pfeifer, N., 2007. Correction of laser scanning intensity data: Data and model-driven approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 62 (2007) 415–433.
- Hollaus, M., Wagner, W., Maier, B., Schadauer, K., 2007. Airborne Laser Scanning of forest stem volume in a mountainous environment. ISSN 1424-8220. 19 pp.
- Hung, C-C., Fahsi, A., Tadesse, W., Coleman, T., 1997. A Comparative Study of Remotely Sensed Data Classification Using Principal Components Analysis and Divergence. *IEEE*. 6 pp.
- Kavzoglu, T., Mather, P., M., 2000. The Use of Feature Selection Techniques in the Context of Artificial Neural Networks. *Proceedings of the 26th Annual Conference of the Remote Sensing Society*. 7 pp.
- Kraus, K., Pfeifer, N., 1998. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *Institute of Photogrammetry and Remote Sensing - ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 53. 11pp.
- Lim, K., Treitz, P., Wulder, M., St-Onge, B., Flood, M., 2003. LiDAR remote sensing of forest structure. *Progress in Physical Geography*. URL: <http://ppg.sagepub.com/cgi/content/abstract/27/1/88>.
- López, F., J., A., 2002. *Calidad en la Producción Cartográfica*. RA-MA Editorial. 1ª Edição.
- Lu, D., e Weng, Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance, *International Journal of Remote Sensing*, 28:5,823-870. 49 pp.
- Luzum, B., Starek, M., e Slatton, K.C. 2004. *Normalizing ALSM intensities*. Geosensing Engineering and Mapping, University of Florida, USA.
- Martins, A., C., Marques, J., M., Costa, P., D., 2009. ESTUDO COMPARATIVO DE TRÊS ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING NA CLASSIFICAÇÃO DE DADOS ELECTROCARDIOGRÁFICOS. Faculdade de Medicina da Universidade do Porto.
- McGaughey, R., J., 2012. *FUSION/LDV: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization*. Forest Service of the U.S. Department of Agriculture. 168 pp.
- McGill, R., Tukey, J., W., Larsen, W., A., 1978. Variations of box plots. *American Statistical Association*, 32(1): 12-16.
- Meng, X., Currit, N., e Zhao, K., 2010. Ground Filtering Algorithms for Airborne LiDAR Data: A Review of Critical Issues. *Remote Sensing* 2010, 2, 833-860; doi:10.3390/rs2030833.
- Michaelsen, J., 1987. *Cross-Validation in Statistical Climate Forecast Models*. American Meteorological Society.
- Mostafa, M., M., R., e Hutton, J., 2001. Airborne Kinematic Positioning and Attitude Determination Without Base Stations. *Proceedings, International Symposium On Kinematic Systems in Geodesy, Geomatics, and Navigation (KIS 2001)*.

- Mostafa, M., M., R., Schwarz, K., P., 2001. Digital image georeferencing from a multiple camera system by GPS/INS. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing. 12pp.
- National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) Coastal Services Center. 2008. "Lidar 101: An Introduction Lidar Technology, Data, and Applications." Charleston, SC: NOAA Coastal Services Center. 68 pp.
- Pouncey, R., Swanson, K., e Hart, K., 1999. ERDAS Field Guide. 5^a Edição. ERDAS, Inc.
- Prado, S., R., 2009. Introdução ao ArcGIS: Conceitos e comandos. URL: <http://xa.yimg.com/kq/groups/17314041/51088737/name/Apostila+Renato+Prado+Vol+2.pdf>. Visto a 06/12/2012.
- Quartaroli, C., F., Batistella, M., 2006. Classificação Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto:Tutorial Básico. EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. 53 pp.
- Reutebuch, S., E., Andersen, H-E., e McGaughe, R., J., 2005. Light Detection and Ranging (LIDAR): An emerging tool for multiple resource inventory. Journal of Forestry. 7 pp.
- Ribas, R., P., 2011. Individualização de árvores em ambiente florestal nactivo utilizando métodos de segmentação em modelos digitais produzidos a partir da tecnologia lidar. Universidade Federal de Minas Gerais-Instituto de Geociências. Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais. 72 pp.
- Richards, J., A., e Jia, X., 2006. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction. 4th Edition. Springer. URL: <http://pt.scribd.com/doc/84702349/Remote-Sensing-Digital-Image-Analysis>
- Rodriguez, L., C., E., Polizel, J., L., Ferraz, S., F., B., Zonete, M., F., Ferreira, M., Z., 2010. Inventário florestal com tecnologia LASER aerotransportada de plantios de *Eucalyptus spp* no Brasil. *Ambiência Guarapuava – Revista do Setor de Ciências Agrárias e Ambientais*. 14pp.
- Rovedder, J., 2007. Validação da classificação orientada a objetos em imagens de satélite Ikonos II e elaboração de indicadores ambientais georreferenciados no município de Torres, planície costeira do rio grande do sul, Brasil. UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Rutzinger, M., Höfle, B., Hollaus, M., Pfeifer, N., 2008. Object-Based Point Cloud Analysis of Full-Waveform Airborne Laser Scanning Data for Urban Vegetation Classification. *Sensors* ISSN 1424-8220. 24 pp.
- Sarmiento, C., A., M., 2010. Contributo dos dados LiDAR para o inventário florestal municipal. Relatório de estágio de Mestrado em Gestão do Território. Universidade Nova de Lisboa. 91 pp.
- Schimalesky, V., 2007. Avaliação da qualidade da informação altimétrica derivada da varredura a laser em uma região coberta por vegetação: um estudo de caso. Universidade Federal do Paraná. 93 pp.

- Seco, L., G., 2007. Automatización en la generación de modelos digitales de elevación, cubicación y combustibles, a partir de datos lidar. Universidad de Santiago de Compostela - Escuela Politécnica Superior.
- Silva, M., Patrício, P., Mariano, A., Morais, M., 2011. Obtenção de dados geográficos de base para as zonas costeiras de Portugal continental. Instituto Geográfico Português.
- Singh, K.K., Vogler, J.B., e Meentemeyer, R.K. 2010. Estimation of land-use in an urbanized landscape using LiDAR intensity data: a regional scale approach. *Geospatial Data and Geovisualization: EnviroMDSent, Security, and Society. Orlando, Florida.* 4 pp.
- Sithole, G., 2005. Segmentation and Classification of Airborne Laser Scâner Data. Nederlandse Commissie voor Geodesie Netherlands Geodetic Commission.
- Song, J.H., Han, S.H., Yuand, K.Y., e Kim, Y.I. 2002. Assessing the possibility of land-cover classification using LiDAR intensity data. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34 (3/B): 259–262.
- Sousa, C., M., F., 2004. A integração do sistema GPS/INS para a monitorização da linha de costa do litoral do algarve. Faculdade de Ciências – Universidade de Lisboa.
- Swain, P. H. and King, R. C., 1973. Two Effective Feature Selection Criteria for Multispectral Remote Sensing. LARS Technical Reports. Paper 39. 7 pp.
- Thompson, G., W., e Maune, D., F., 2001. Remapping North Carolina floodplains with LIDAR, part 1. URL: <http://www.pobonline.com/Articles/Features/235c817cac0f6010VgnVCM100000f932a8c0>. Visto 16/10/2012.
- Tolpekin, V., A., e Stein, A., 2009. Quantification of the Effects of Land-Cover-Class Spectral Separability on the Accuracy of Markov-Random-Field-Based Superresolution Mapping. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, VOL. 47, NO. 9.
- Van der Vegt, J., W., e Hoffmann, A., 2001. Airborne Laser Scâner. *Geoinformatics*. 6 pp.
- Verzani, J., 2002. simpleR: Using R for Introductory Statistics. URL: <http://wiener.math.csi.cuny.edu/Statistics/R/simpleR/>. Visto a 23/11/2012.
- Vianna, G., L., 2006. Aplicação da técnica de árvore de decisão utilizando algoritmo J48 para analisar ocorrência de sinistralidade em uma operadora de seguro saúde. Monografia apresentada ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação. Centro Universitário da Bahia. URL: <http://pt.scribd.com/doc/55184267/5/Arvore-de-decisao-usando-o-algoritmo-J48>. Visto 19/11/2012.
- Vosselman, G., 2000. SLOPE BASED FILTERING OF LASER ALTIMETRY DATA. *IAPRS*, Vol. XXXIII. 8 pp.

- Wehr, A., Lohr, U., 1999. Airborne laser scanning—an introduction and overview. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 54. 15pp.
- Zandoná, D., F., 2006. Potencial uso de dados Laser scanner aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas. Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de mestre – Universidade Federal do Paraná.
- Zandoná, D., F., Lingnau, C., Müller, M., Martins, M., A., R., 2005. Avaliação da precisão altimétrica do mapeamento digital a laser em áreas de cobertura vegetal densa. Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto.
- Zandoná, D., F., Lingnau, C., Nakajima, N., Y., 2008. Varredura a Laser aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas. Scientia Forestalis. 12pp.

Bibliografia Web

- Dielmo, 2012. URL: <http://www.dielmo.com/ficha-tecnologia.php?prod=4>. Visto 22/10/2012
- ESRI, 2008a. URL: http://webhelp.esri.com/arcgisdesktop/9.2/index.cfm?TopicName=About_TIN_surfaces. Visto 16/10/2012.
- ESRI, 2008b. URL: <http://webhelp.esri.com/arcgisdesktop/9.2/index.cfm?TopicName=How%20Slope%20works>. Visto 16/10/2012.
- ESRI, 2011a. URL: <http://www.esriportugal.pt/solucoes/softland-geomatica/dados-intermap/principais-caracteristicas/>. Visto 03/11/2012.
- ESRI, 2011b. URL: <http://www.esriportugal.pt/solucoes/softland-geomatica/envi/principais-caracteristicas/>. Última atualização: 2011. Visto 06/12/2012.
- ESRI, 2011c. URL: <http://webhelp.esri.com/arcgisdesktop/9.3/index.cfm?TopicName=How%20Aspect%20works>. Visto 15/11/2012.
- Torgo, 2003. URL: http://www.liaad.up.pt/~ltorgo/SebentaR/HTML/node25_ct.html. Visto 10/10/2012.

ANEXOS

Anexo 1:

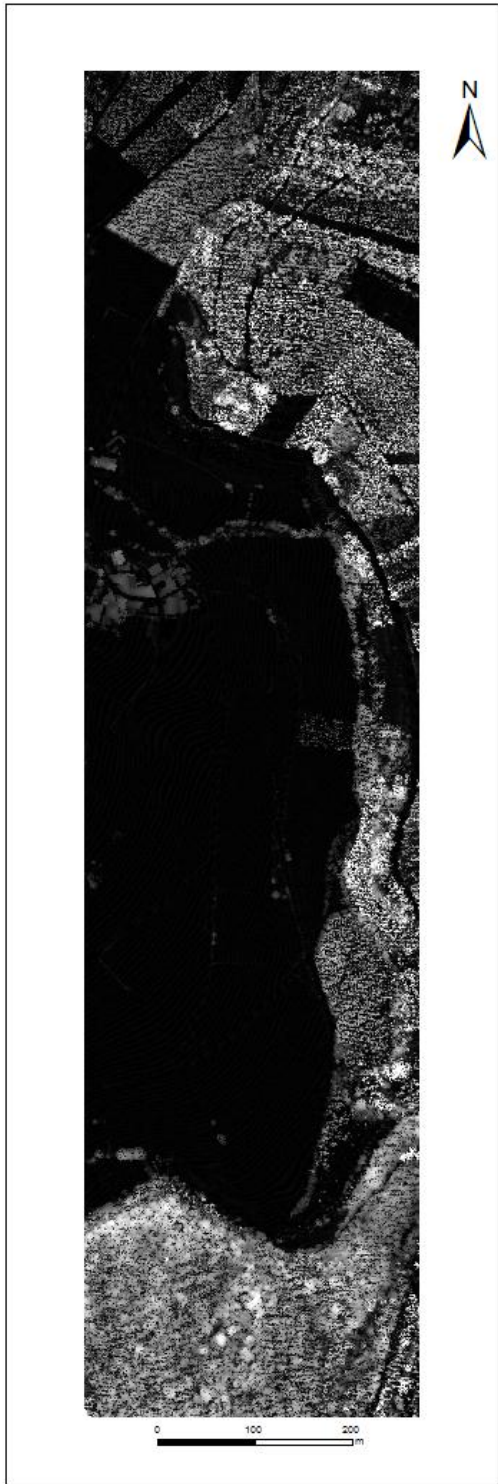
A1.1 - Modelo Digital de Superfície normalizado (2004)

A1.2 – Imagem de Intensidade (2004)

A1.3 – Declives (2004)

A1.4 – Diferença entre primeiro e último retorno (2004)

A1.5 – Diferença entre Modelos Digitais de Superfície normalizados (2010/2004)



Modelo Digital de Superfície normalizado (2004)

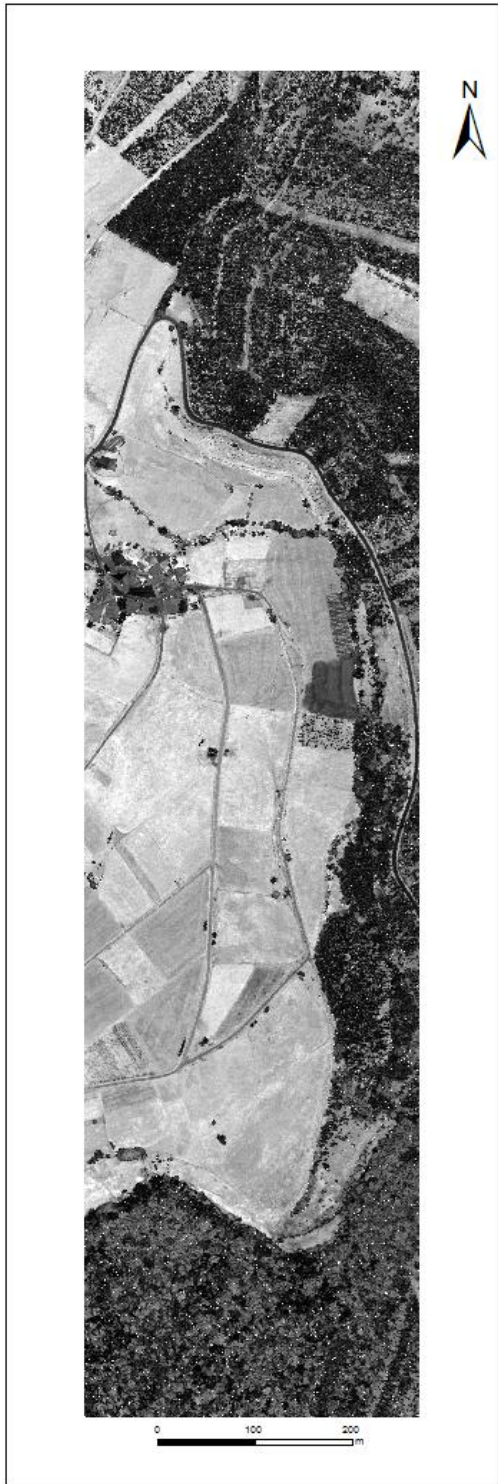


Legenda

MDSn (2004)



Sistema de coordenadas:
ETRS 1989 UTM Zone_29N



Intensidade (2004)



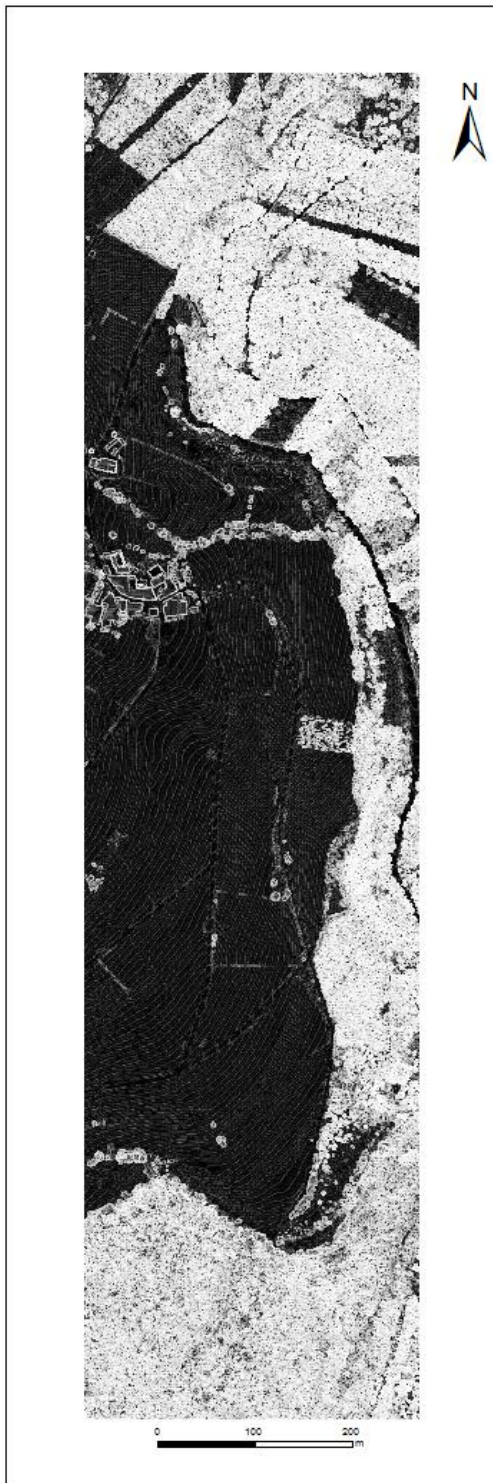
Legenda

Intensidade



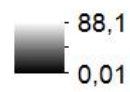
Sistema de coordenadas:
ETRS 1989 UTM Zone_29N

Declives (2004)

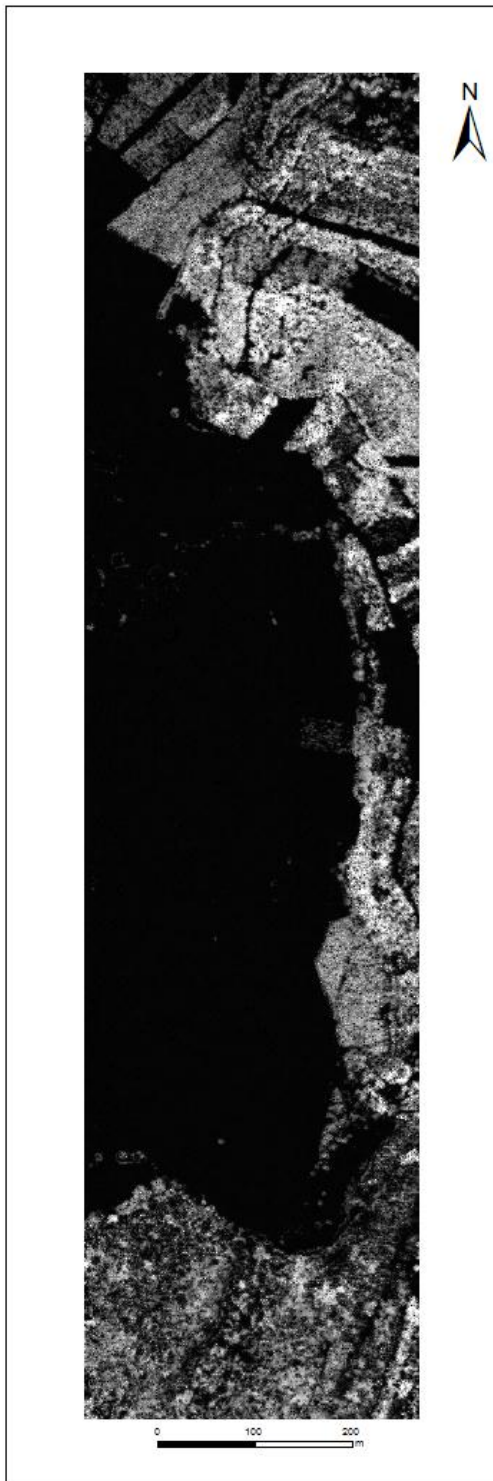


Legenda

Declives (Graus)



Sistema de coordenadas:
ETRS 1989 UTM Zone_29N



Diferença entre primeiro e último retorno (2004)



Legenda

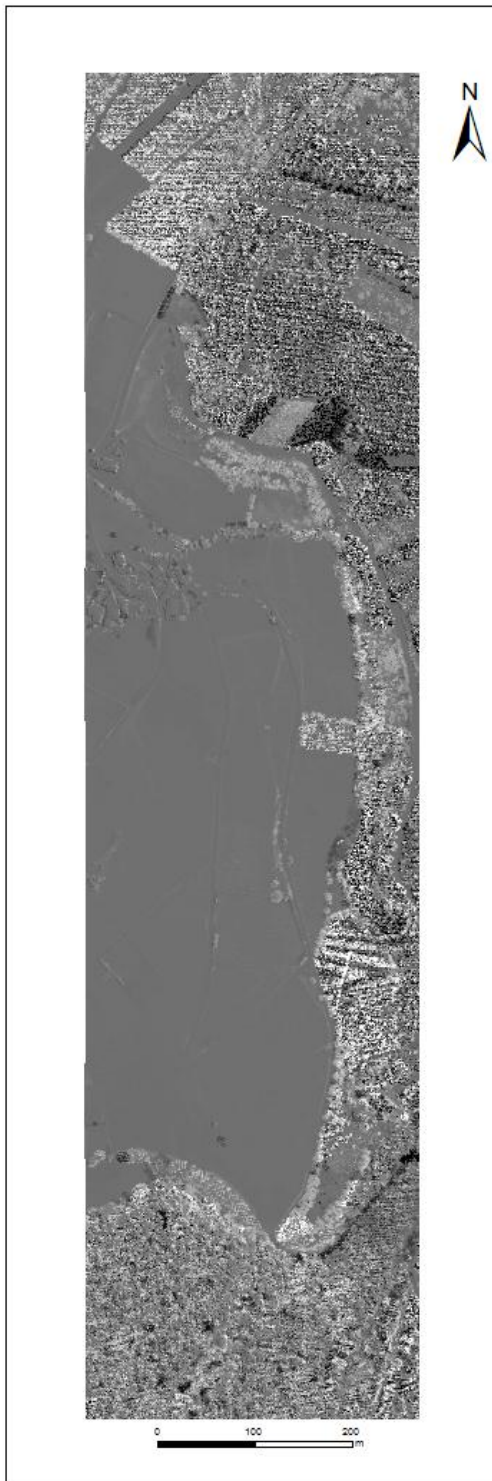
FP_LP (2004)

- 30,5 m

- 8,5 m

Sistema de coordenadas:
ETRS 1989 UTM Zone_29N

**Diferença entre
Modelo Digital de
Superfície normalizado
(2010/2004)**



Legenda

Dif_MDSn (2010/2004)



Sistema de coordenadas:
ETRS 1989 UTM Zone_29N

Anexo 2 – Matrizes de divergência para as diferentes combinações de bandas seleccionadas

Quadro A2.1 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004 e Intensidade 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004)/Intensidade (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimentos	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	1,97					
Veg. Alta	2,00	0,93	1,14				
Veg.Baixa	1,73	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	1,98	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	0,46	2,00	2,00	2,00	1,35	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn(2004)/Intensidade (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimentos	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	1,93	1,16					
Veg. Alta	1,96	0,59	0,77				
Veg.Baixa	1,47	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	1,80	1,99	1,83	1,87	2,00		
Veg.Jovem	0,45	1,99	1,97	1,98	1,07	1,98	

Quadro A2.2 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004 e FPLP 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004)/FPLP (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimentos	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,13				
Veg.Baixa	0,04	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	0,84	2,00	2,00	2,00	0,64		
Veg.Jovem	1,98	2,00	2,00	2,00	1,91	0,82	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004)/FPLP (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	1,98	1,88					
Veg. Alta	1,99	1,80	0,68				
Veg.Baixa	0,04	1,98	1,98	1,98			
Pavimentos	0,52	1,98	1,96	1,97	0,42		
Veg.Jovem	1,13	1,98	1,94	1,95	1,01	0,52	

Quadro A2.3 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004 e Declives 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) / Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,93	0,65				
Veg.Baixa	0,17	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	0,15	2,00	2,00	2,00	0,15		
Veg.Jovem	0,96	2,00	2,00	2,00	0,41	0,43	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004) / Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,98						
Z.Desfl.	2,00	1,97					
Veg. Alta	1,99	1,81	0,48				
Veg.Baixa	0,15	1,98	2,00	1,98			
Pavimentos	0,14	1,98	2,00	1,98	0,15		
Veg.Jovem	0,65	1,98	1,98	1,93	0,35	0,35	

Quadro A2.4 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004 e Dif_MDSn 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	0,06	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	0,43	2,00	2,00	2,00	0,66		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Jeffries-Matusita - MDSn (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	1,89	1,98					
Veg. Alta	1,98	1,65	1,91				
Veg.Baixa	0,06	1,99	1,89	1,98			
Pavimentos	0,36	1,99	1,91	1,98	0,54		
Veg.Jovem	1,88	2,00	1,95	1,83	1,87	1,91	

Quadro A2.5 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade 2004 e FPLP 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004) /FPLP (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,30						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	0,76				
Veg.Baixa	1,65	1,99	2,00	2,00			
Pavimentos	1,99	0,93	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,92	1,71	2,00	2,00	1,65	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004) /FPLP (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,16						
Z.Desfl.	1,95	1,77					
Veg. Alta	1,84	1,68	0,57				
Veg.Baixa	1,47	1,95	2,00	1,96			
Pavimentos	1,85	0,56	1,79	1,81	2,00		
Veg.Jovem	1,10	1,61	1,96	1,70	1,26	1,99	

Quadro A2.6 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade 2004 e Declives 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004) / Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,30						
Z.Desfl.	2,00	1,93					
Veg. Alta	2,00	1,82	0,33				
Veg.Baixa	1,62	1,99	2,00	2,00			
Pavimentos	1,98	1,23	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,04	1,55	1,96	1,81	1,26	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004) / Declives(2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,14						
Z.Desfl.	2,00	1,91					
Veg. Alta	1,98	1,73	0,28				
Veg.Baixa	1,45	1,94	2,00	1,99			
Pavimentos	1,80	0,95	2,00	1,97	2,00		
Veg.Jovem	0,77	1,46	1,95	1,79	1,10	1,99	

Quadro A2.7 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade 2004 e Dif_MDSn 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004)/Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,32						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,78				
Veg.Baixa	1,71	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	1,99	1,75	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	1,52	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004)/DIFFMDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,12						
Z.Desfl.	1,95	1,73					
Veg. Alta	1,77	1,52	1,55				
Veg.Baixa	1,57	1,95	2,00	1,90			
Pavimentos	1,87	1,09	1,89	1,87	2,00		
Veg.Jovem	1,91	1,96	1,96	1,04	1,89	2,00	

Quadro A2.8 – Matrizes de divergência para a combinação de bandas FPLP 2004 e Slope 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - FPLP (2004) /Slope (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	0,98						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	0,71				
Veg.Baixa	0,19	0,44	2,00	2,00			
Pavimentos	0,82	0,63	2,00	2,00	0,74		
Veg.Jovem	1,99	1,04	2,00	2,00	1,92	1,41	

Distância Jeffries-Matusita - FPLP (2004) /Slope (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	0,79						
Z.Desfl.	2,00	1,99					
Veg. Alta	1,99	1,95	0,50				
Veg.Baixa	0,17	0,38	2,00	1,98			
Pavimentos	0,52	0,57	2,00	1,98	0,55		
Veg.Jovem	1,26	0,63	1,97	1,86	1,06	0,79	

Quadro A2.9 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis FPLP 2004 e Dif_MDSn 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada -FPLP (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	0,91						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,88				
Veg.Baixa	0,08	0,89	2,00	2,00			
Pavimentos	1,07	1,53	2,00	2,00	1,06		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - FPLP (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	0,65						
Z.Desfl.	1,98	1,95					
Veg. Alta	1,96	1,90	1,54				
Veg.Baixa	0,08	0,62	1,98	1,96			
Pavimentos	0,73	0,79	1,98	1,95	0,81		
Veg.Jovem	1,93	1,83	1,90	1,56	1,92	1,92	

Quadro A2.10 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Declives 2004 e Dif_MDSn 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Slope (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,27						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,71				
Veg.Baixa	0,20	0,86	2,00	2,00			
Pavimentos	0,49	1,58	2,00	2,00	0,76		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	1,74	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Slope (2004) /DIFMDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	0,88						
Z.Desfl.	2,00	1,99					
Veg. Alta	1,99	1,93	1,44				
Veg.Baixa	0,19	0,57	2,00	1,98			
Pavimentos	0,40	1,01	2,00	1,99	0,61		
Veg.Jovem	1,89	1,81	1,96	1,68	1,88	1,91	

Quadro A2.11 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004, Intensidade 2004 e FPLP 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /Intensidade (2004) /FPLP (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,31				
Veg.Baixa	1,83	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	1,99	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,99	2,00	2,00	2,00	1,79	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004) /Intensidade (2004) /FPLP (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	1,99	1,86					
Veg. Alta	2,00	1,77	0,91				
Veg.Baixa	1,56	2,00	2,00	2,00			
Pavimentos	1,86	1,99	1,97	1,97	2,00		
Veg.Jovem	1,30	1,99	1,99	1,99	1,34	1,99	

Quadro A2.12 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004, Intensidade 2004 e Declives 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /Intensidade (2004) /Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,88	1,16				
Veg.Baixa	1,77	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,98	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,19	2,00	2,00	2,00	1,46	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004) /Intensidade (2004)/Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	1,95					
Veg. Alta	2,00	1,79	0,79				
Veg.Baixa	1,51	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,81	1,99	2,00	1,99	2,00		
Veg.Jovem	0,96	1,99	1,99	1,99	1,20	1,99	

Quadro A2.13 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004, Intensidade 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /Intensidade (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	1,78	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita -MDSn (2004) /Intensidade (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	1,97	1,98					
Veg. Alta	2,00	1,66	1,94				
Veg.Baixa	1,56	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,90	1,99	1,93	1,99	2,00		
Veg.Jovem	1,93	2,00	2,00	1,99	1,91	2,00	

Quadro A2.14 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004, FPLP 2004 e Declives 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,26				
Veg.Baixa	0,21	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	0,88	2,00	2,00	2,00	0,77		
Veg.Jovem	1,99	2,00	2,00	2,00	1,92	1,52	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,96	0,76				
Veg.Baixa	0,20	1,99	2,00	2,00			
Pavimento	0,70	1,98	2,00	2,00	0,57		
Veg.Jovem	1,33	1,98	1,99	1,98	1,11	0,85	

Quadro A2.15 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004, FPLP 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /FPLP (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	0,11	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,11	2,00	2,00	2,00	1,08		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	
Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004) /FPLP (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	1,99	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,94	1,92				
Veg.Baixa	0,11	1,99	1,99	2,00			
Pavimento	0,77	1,99	1,98	2,00	0,82		
Veg.Jovem	1,94	2,00	1,99	1,96	1,93	1,92	

Quadro A2.16 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /Declives (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	0,21	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	0,55	2,00	2,00	2,00	0,79		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	
Distância Jeffries-Matusita - MDSn (2004) /Declives (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,94	1,92				
Veg.Baixa	0,20	1,99	2,00	2,00			
Pavimento	0,46	1,99	2,00	2,00	0,63		
Veg.Jovem	1,90	2,00	2,00	1,94	1,88	1,91	

Quadro A2.17 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade 2004, FPLP 2004 e Declives 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,54						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	0,81				
Veg.Baixa	1,69	1,99	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	1,37	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,97	1,75	2,00	2,00	1,70	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,34						
Z.Desfl.	2,00	1,98					
Veg. Alta	2,00	1,93	0,62				
Veg.Baixa	1,51	1,95	2,00	2,00			
Pavimento	1,85	1,06	2,00	1,99	2,00		
Veg.Jovem	1,33	1,63	1,99	1,92	1,34	2,00	

Quadro A2.18 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade 2004, FPLP 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004) /FPLP (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,67						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,89				
Veg.Baixa	1,73	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	1,82	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004) /FPLP (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,38						
Z.Desfl.	1,99	1,95					
Veg. Alta	1,97	1,89	1,61				
Veg.Baixa	1,56	1,96	2,00	1,99			
Pavimento	1,93	1,13	1,98	1,97	2,00		
Veg.Jovem	1,95	1,96	1,99	1,75	1,93	2,00	

Quadro A2.19 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004)/Declives (2004)/Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,71						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,80				
Veg.Baixa	1,69	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	1,87	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	1,87	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004)/Declives (2004)/Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,38						
Z.Desfl.	2,00	1,98					
Veg. Alta	2,00	1,92	1,53				
Veg.Baixa	1,54	1,96	2,00	2,00			
Pavimento	1,90	1,37	2,00	1,99	2,00		
Veg.Jovem	1,93	1,96	1,98	1,83	1,92	2,00	

Quadro A2.20 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis FPLP 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - FPLP (2004) /Declives (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,42						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,89				
Veg.Baixa	0,24	1,03	2,00	2,00			
Pavimento	1,12	1,67	2,00	2,00	1,16		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - FPLP (2004) /Declives (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,05						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,98	1,56				
Veg.Baixa	0,22	0,72	2,00	2,00			
Pavimento	0,77	1,13	2,00	2,00	0,91		
Veg.Jovem	1,94	1,86	1,99	1,89	1,93	1,93	

Quadro A2.21 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn (2004), Intensidade 2004, FPLP 2004 e Declives 2004, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada – MDSn (2004) /Intensidade (2004)/FPLP(2004)/Declives(2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,35				
Veg.Baixa	1,86	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,99	2,00	2,00	2,00	1,82	2,00	

Distância Jeffries-Matusita – MDSn (2004)/Intensidade/FPLP(2004)/Declives(2004)							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	1,99					
Veg. Alta	2,00	1,95	0,95				
Veg.Baixa	1,60	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,87	1,99	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,48	1,99	2,00	2,00	1,42	2,00	

Quadro A2.22 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn (2004), Intensidade 2004, FPLP 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada –MDSn (2004) /Intensidade (2004)/FPLP(2004)/Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	1,88	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - MDSn(2004)/Intensidade/FPLP(2004)/Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	1,99					
Veg. Alta	2,00	1,93	1,95				
Veg.Baixa	1,64	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,93	2,00	1,99	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,96	2,00	2,00	1,99	1,94	2,00	

Quadro A2.23 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn (2004), Intensidade 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn(2004)/Intensidade/Declives(2004)/Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	1,81	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita – MDSn (2004) /Intensidade /Declives (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,93	1,94				
Veg.Baixa	1,59	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,91	1,99	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,94	2,00	2,00	1,99	1,93	2,00	

Quadro A2.24 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn (2004), FPLP 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada – MDSn (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	0,27	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,16	2,00	2,00	2,00	1,18		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita – MDSn (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004) /Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,99						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,99	1,94				
Veg.Baixa	0,25	1,99	2,00	2,00			
Pavimento	0,82	1,99	2,00	2,00	0,93		
Veg.Jovem	1,95	2,00	2,00	1,98	1,93	1,94	

Quadro A2.25 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis Intensidade (2004), FPLP 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - Intensidade (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,82						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	1,90				
Veg.Baixa	1,76	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,99	1,90	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries-Matusita - Intensidade (2004) /FPLP (2004) /Declives (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	1,16						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,98	1,62				
Veg.Baixa	1,60	1,96	2,00	2,00			
Pavimento	1,93	1,44	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,96	1,97	2,00	1,94	1,94	2,00	

Quadro A2.26 – Matrizes de divergência para a combinação dos níveis MDSn (2004) Intensidade (2004), FPLP 2004, Declives 2004 e Dif_MDSn, segundo o método da DT e DJM.

Divergência Transformada - MDSn (2004) /Intensidade (2004) / FPLP (2004) /Declives (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	2,00	2,00				
Veg.Baixa	1,90	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	

Distância Jeffries - Matusita - MDSn (2004) /Intensidade (2004) / FPLP (2004) /Declives (2004) / Dif_MDSn							
	Solo nu	Edifícios	Z.Desfl.	Veg.Alta	Veg.Baixa	Pavimento	Veg.Jovem
Solo nu							
Edifícios	2,00						
Z.Desfl.	2,00	2,00					
Veg. Alta	2,00	1,98	1,95				
Veg.Baixa	1,67	2,00	2,00	2,00			
Pavimento	1,94	2,00	2,00	2,00	2,00		
Veg.Jovem	1,97	2,00	2,00	2,00	1,95	2,00	

Anexo 3 – Discriminação das variáveis do comando GROUNDFILTER experimentadas para o ano 2004 e ano 2010.

Quadro A3.1 - Discriminação das variáveis do comando GROUNDFILTER experimentadas para o ano 2004.

Ano	Variáveis GROUNDFILTER
2004	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.1 /median:5 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_3 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.2 /median:5 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_4 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.3 /median:5 /smooth:7 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_5 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2 /gparam:-1.8 /median:5 /smooth:5 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_8 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /smooth:7 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_15 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /gparam:0 /wparam:0.5 /smooth:10 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_27.lda 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.5 /median:3 /aparam:4 /bparam:4 /smooth:7 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_30.lda 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /median:9 /wparam:2 /gparam:-2.5 /smooth:9 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_35 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /median:9 /wparam:2 /smooth:9 C:\MDT\RESULTADOS2004\Tentativa_MDT\tent_44 0.5 C:\MDT\RESULTADOS2004\FUSION\PT_2004.lda

Quadro A3.2 - Discriminação das variáveis do comando GROUNDFILTER experimentadas para o ano 2010.

Ano	Variáveis GROUNDFILTER
2010	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2 /gparam:-1.8 /median:5 /smooth:7 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\Tent_1 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\PT_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2 /gparam:-1.9 /median:5 /smooth:7 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\tent_2 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\PT_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2 /median:5 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010_23_05\TENTATIVAS_MDT\tent_4 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\PT_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\Tent_6 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\LP_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2 /gparam:-1 /median:7 /smooth:7 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\tent_8 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\PT_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.5 /median:9 /smooth:9 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\Tent_20.lda 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\pt3_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:1.9 /median:7 /smooth:5 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\Tent_23.lda 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\pt3_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.6 /median:7 /smooth:5 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\Tent_26.lda 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\pt3_2010.lda
	C:\FUSION\groundfilter.exe /surface /diagnostics /wparam:2.6 /median:11 /smooth:9 /finalsmooth C:\MDT\RESULTADOS2010\TENTATIVAS_MDT\Tent_30.lda 0.5 C:\MDT\Trabada_2010\pt3_2010.lda

Anexo 4 – *Boxplot's* dos níveis de informação gerados para os conjuntos de dados LiDAR multitemporais.

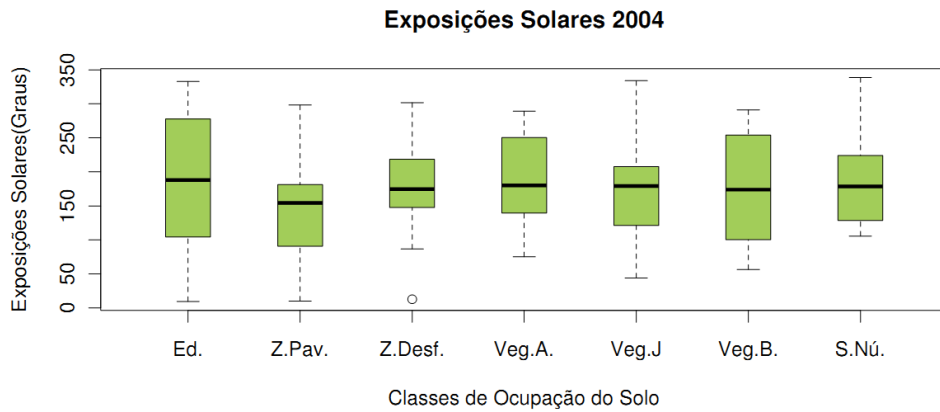


Figura A4.1 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo as Exposições Solares (2004).

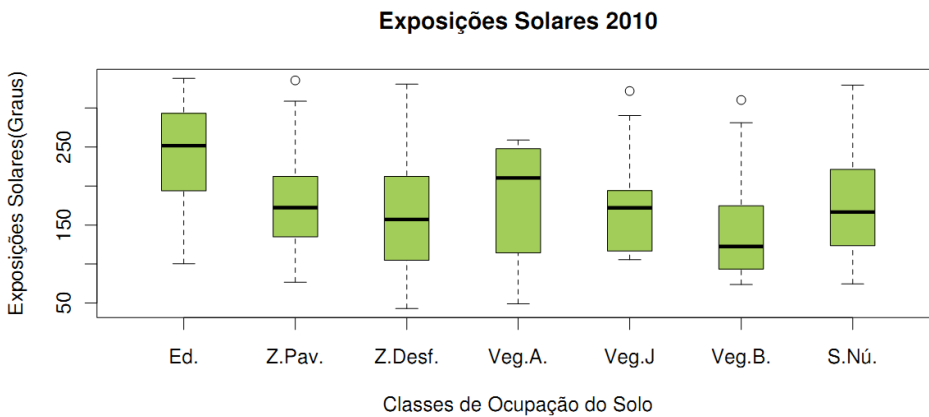


Figura A4.2 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo as Exposições Solares (2010).

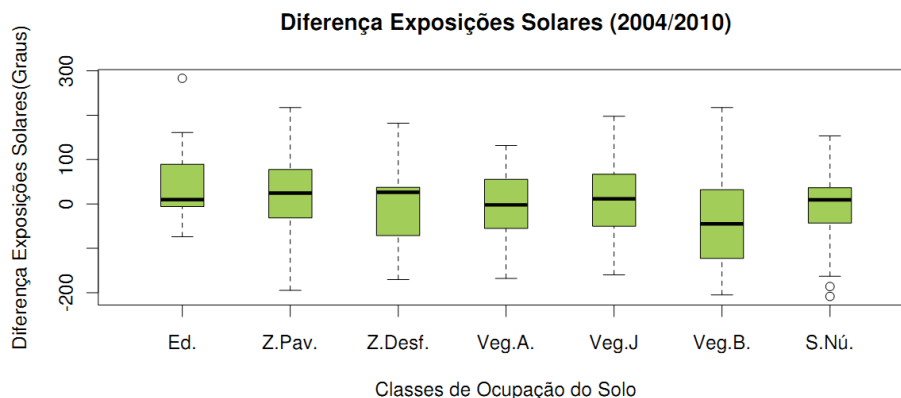


Figura A4.3 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo a diferença das Exposições Solares (2010/2004).

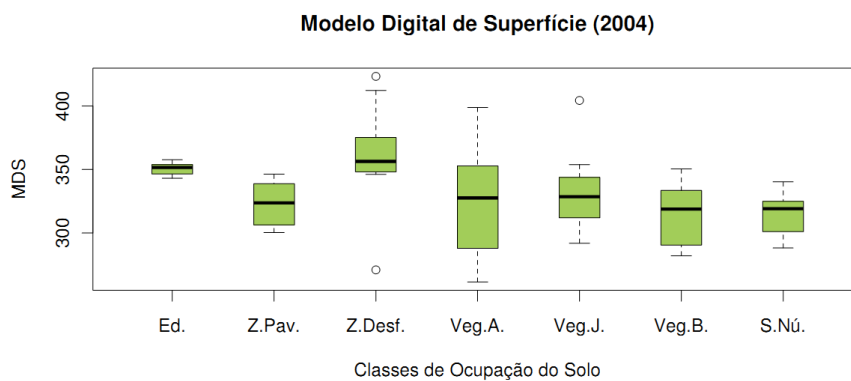


Figura A4.4 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o MDS (2004).

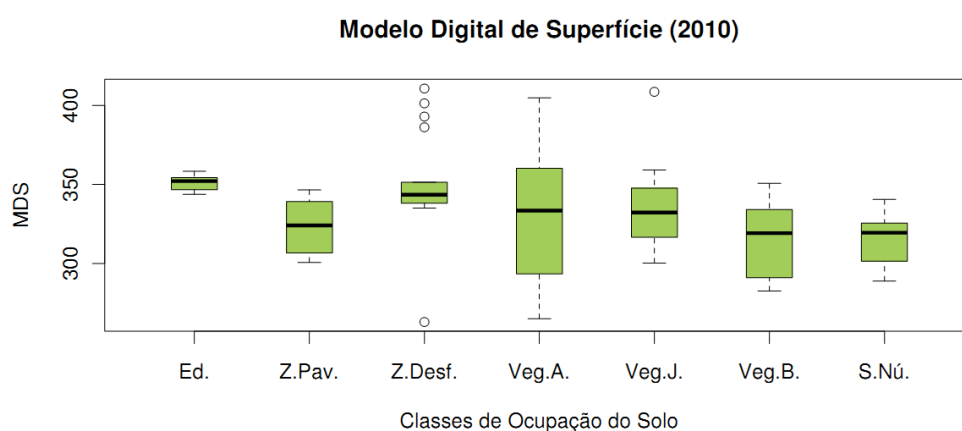


Figura A4.5 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o MDS (2010).

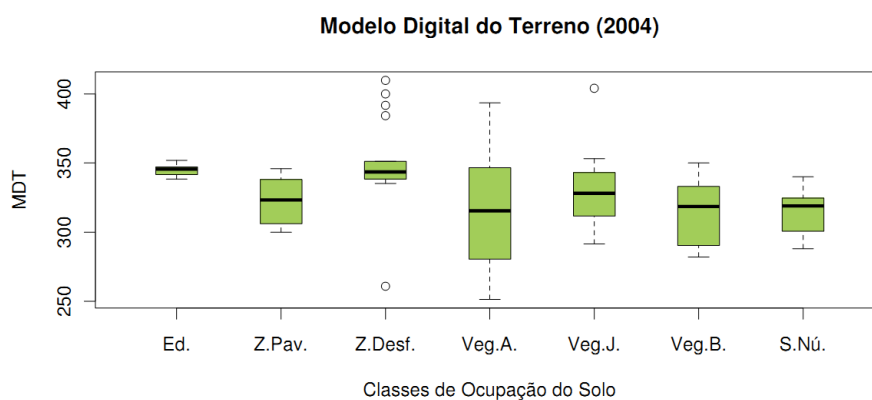


Figura A4.6 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o MDT (2004).

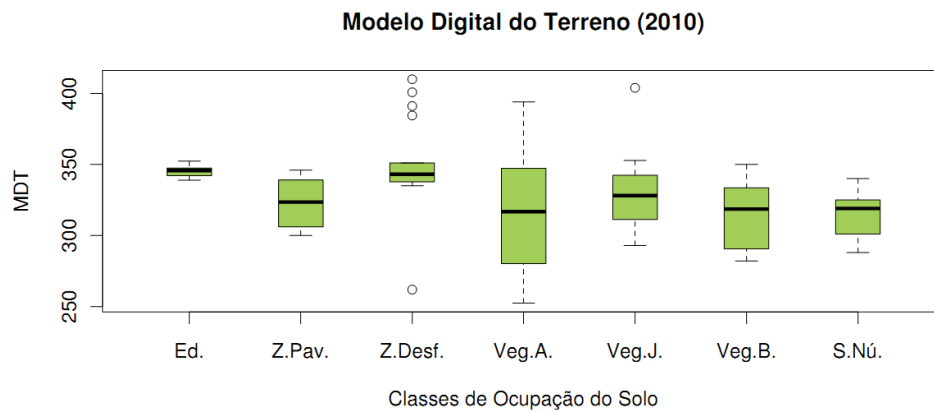


Figura A4.7 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o MDT (2010).

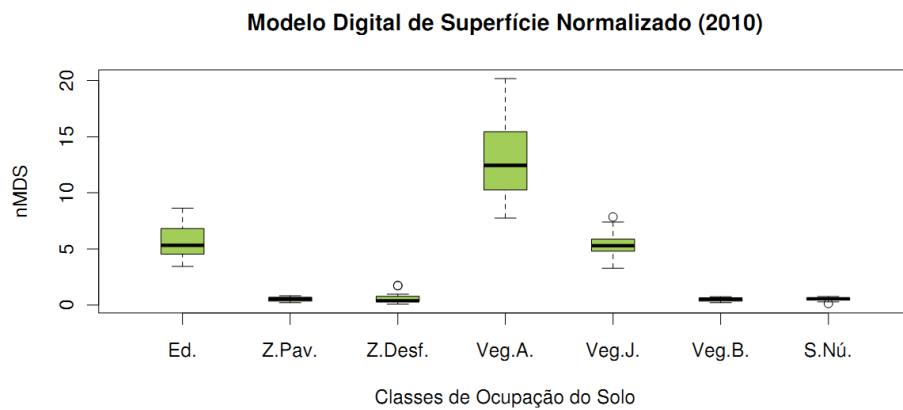


Figura A4.8 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o MDSn (2010).

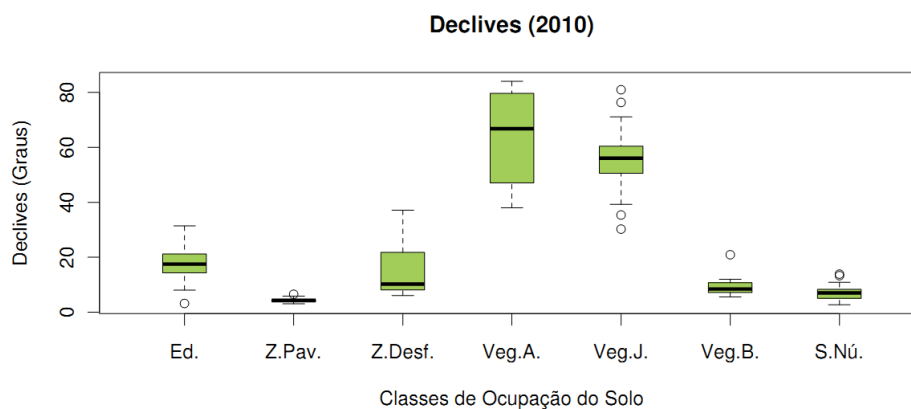


Figura A4.9 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo o Declives (2010).

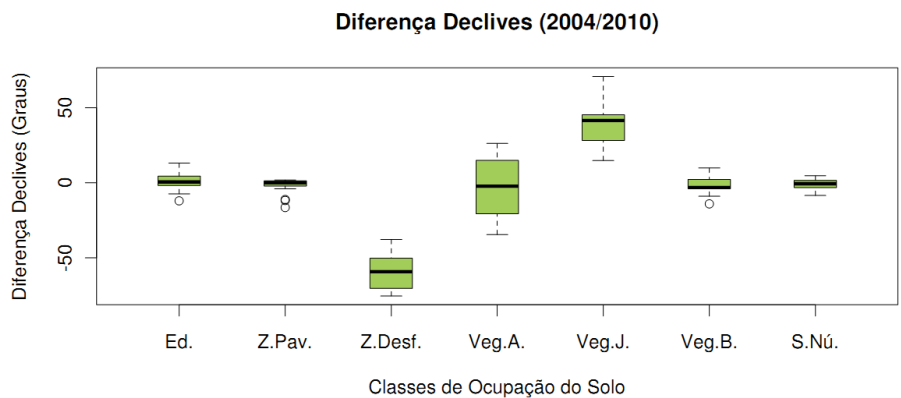


Figura A4.10 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo a diferença entre Declives (2004/2010).

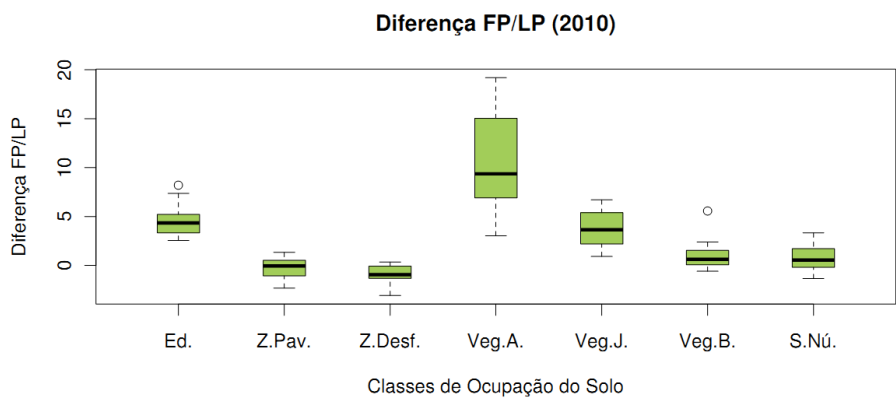


Figura A4.11 - Distribuição estatística do conjunto de amostras seleccionado segundo a diferença entre primeiro e último retorno (2010).