



UNIVERSIDADE D
COIMBRA

João Pedro Magalhães Pereira

**O PAPEL DA INFORMAÇÃO ESPECTRAL NA
CARATERIZAÇÃO DAS ROCHAS: O CASO DO
GRUPO DAS BEIRAS (PORTUGAL CENTRAL)**

Dissertação no âmbito do Mestrado em Geociências – Especialização em
Ambiente e Ordenamento orientada pelo Professor Doutor Vasco
Manuel Jorge Soares Mantas e Professor Doutor Alcides José Sousa
Castilho Pereira apresentada ao Departamento de Ciências da Terra

Setembro de 2019

Faculdade de Ciências e Tecnologia
Departamento de Ciências da Terra

O PAPEL DA INFORMAÇÃO
ESPECTRAL NA CARATERIZAÇÃO
DAS ROCHAS: O CASO DO GRUPO
DAS BEIRAS (PORTUGAL CENTRAL)

João Pedro Magalhães Pereira

**Dissertação no âmbito do Mestrado em Geociências – Especialização em
Ambiente e Ordenamento orientada pelo Professor Doutor Vasco Manuel
Jorge Soares Mantas e Professor Doutor Alcides José Sousa Castilho Pereira
apresentada ao Departamento de Ciências da Terra**

Setembro, 2019



UNIVERSIDADE D
COIMBRA

Índice Geral

Agradecimentos	III
Resumo.....	V
Abstract.....	VII
Índice de figuras.....	IX
Índice de tabelas	XIII
Lista de abreviaturas	XV
Lista de símbolos	XVII
Capítulo 1. Introdução	1
1.1. Motivação	1
1.2. Objetivos	3
1.3. Estrutura da dissertação.....	4
1.4. Estado da Arte.....	4
Capítulo 2. Princípios teóricos de Detecção Remota.....	9
2.1. Radiação eletromagnética	9
2.2. O Espectro Eletromagnético.....	9
2.3. Interação REM/Matéria.....	11
2.4. Interação REM com a atmosfera	12
2.5. Sensores espaciais e plataformas para a Detecção Remota.....	13
2.6. Conceito de Resolução.....	14
2.7. Processamento e análise de imagens	16
2.8. Programas e Missões Espaciais.....	17
2.8.1 Landsat.....	17
2.8.1.2. Landsat 8.....	18
2.8.1.3. Sentinel 2.....	18
2.8.1.4. ASTER.....	19
Capítulo 3. Princípios Teóricos de Espetroradiometria	21
3.1. Aplicações	21
3.2. Características da espectroradiometria	22

3.3. Limitações	23
Capítulo 4. Caracterização da área de estudo.....	25
4.1. Enquadramento geográfico e morfológico	25
4.2. Geologia e litostratigrafia	27
4.3. Pedogénese e uso e ocupação do solo	30
4.4. Recursos minerais.....	33
Capítulo 5. Materiais e métodos	35
5.1. Seleção dos locais de estudo no campo e amostragem	36
5.2. Recolha e processamento das imagens de satélite	39
5.3. Atividades laboratoriais.....	41
5.4. Análise estatística.....	44
Capítulo 6. Resultados	47
6.1. Processamento de imagens de satélite	47
6.2. Amostras estudadas.....	49
6.3. Classificação geoquímica	54
6.4. Assinaturas Espectrais	59
6.5. Análises de correlação	67
6.6. Modelo de classificação.....	70
Capítulo 7. Análise e Discussão dos resultados	73
7.1. Utilização de dados geoquímicos para correlação espectral.....	74
7.2. Análise de dados de refletância multiespectral de LS8	75
7.3. Análise de dados de refletância hiperespectral <i>in situ</i>	78
7.4. Correlação de dados hiperespectrais e multiespectrais de satélite	83
7.5. Utilização de modelos de classificação para realização de cartografia	84
Capítulo 8. Considerações finais	87
Capítulo 9. Referências bibliográficas	91
Capítulo 10. Anexos	103
ANEXO I. Resultados	103
ANEXO II. Características das imagens de satélite obtidas.....	104
ANEXO III. Localizações geográficas dos pontos amostrados	105

Agradecimentos

Quero começar por agradecer à minha família em especial aos meus pais e irmão por todo o apoio dado nesta longa jornada porque sem ele com certeza que não conseguiria acabar esta grande aventura. Sei que não fui fácil de aturar e muitas vezes o meu caminho não parecia certo, mas saber que vocês acreditaram e acreditam em mim foi o suficiente para continuar a lutar e a acabar o que me propus fazer. Aos meus avós por terem sempre uma palavra simpática para me dizer independentemente de tudo.

À minha namorada por toda a compreensão, respeito e ajuda incondicional. Teres-me acompanhado na maior parte neste percurso só me ajudou a terminá-lo com sucesso. Desejo-te as maiores felicidades para o resto do teu caminho comigo ao teu lado. És uma pessoa muito especial para mim, uma excelente aluna e geóloga e ter visto o teu empenho com que levavas as tuas responsabilidades foi inacreditável. Tiveste alguns infortúnios neste ano e tenho a certeza se fosse qualquer outra pessoa não os superava como tu superaste sem nunca desistir!

Aos meus amigos do Porto, Fábio e Adriana! Já lá vão 10 anos de amizade e , apesar de nem sempre ser possível estarmos juntos, quando estamos é como se não sentíssemos o tempo a passar. Espero que com a conclusão desta dissertação e depois do exame da Adriana possamos estar os três juntos de novo!

À Salomé por ter sido e ser uma grande amiga. És uma grande pessoa... Passamos por tanto, coisas boas e coisas más mas o que persiste na memória são sem dúvida os melhores momentos. Para sempre a melhor Presidente (vice) do NG/AAC e melhor colega de casa "TENHO FOME!".

À Katia por todos os conselhos que me deste e todo o apoio. És uma grande pessoa e amiga e sempre verdadeira a ti própria. Nunca percas essa qualidade e capacidade de veres sempre o melhor das pessoas. Para onde o caminho te levar, desejo-te as maiores felicidades!

Ao Xico e Vanessa pela grande amizade, todas as gargalhadas, momentos de festa, mas também de desabafo e de partilha de histórias. Muito crescemos e sofremos até chegar a esta fase final!

Às para sempre caloiras Mónica e Monteiro, à Luana, ao Roque e ao Sílvio por todos os momentos de jgardisse e pela amizade incondicional que tenho por vocês.

Aos meus orientadores, Professor Vasco Mantas e Professor Alcides Pereira por todo o apoio prestado ao longo deste ano. Ao Professor Alcides pelo interesse e acompanhamento do meu trabalho e pelas revisões efetuadas. Ao Professor Vasco pela excelente orientação que realizou, pelos excelentes ensinamentos que me transmitiu a nível científico, numa multiplicidade de áreas, e por me ter dado a oportunidade de aprender tanto com uma mente como a sua. Por todas as chamadas, emails e esclarecimentos prestados ao longo do ano. É com certeza grande exemplo de orientação, compreensão em que se destaca no Departamento de Ciências da Terra pelo seu gosto em ensinar e sentido de camaradagem para com os seus alunos.

À Dona Conceição da Biblioteca do Polo II pela simpatia, profissionalismo e boa disposição que sempre apresentou quando precisava de ir buscar algo à biblioteca. Sem dúvida uma excelente pessoa que conhece a Biblioteca das Ciências da Terra na perfeição!

À Filipa Domingos, ao Sergio Sêco e à Professora Lídia Catarino por todo o apoio prestado no laboratório de Geotecnia.

Ao Nelson Duarte do LED&MAT – IPN, por todo o apoio prestado na obtenção dos dados de FRX e por todos os esclarecimentos da metodologia.

A todos que me tenha esquecido de referir mas que fazem parte das minhas memórias!

E a Coimbra, que me acolheu de braços abertos, a eterna cidade dos estudantes!

Resumo

PALAVRAS-CHAVE: *análise espectral, Landsat 8, cartografia geológica, Grupo das Beiras, machine learning*

A falta de cartografia aumenta a problemática do reduzido conhecimento de recursos geológicos e de gestão do território em regiões que poderiam beneficiar largamente desta informação. A detecção remota tem sido um meio valioso de obtenção de dados para a realização de cartografia geológica de forma objetiva e com elevado rigor científico. Em Portugal, existe uma grande lacuna de informação cartográfica à escala 1:50 000 no território pelo que este trabalho propõe-se a complementar essa problemática através de um conjunto de técnicas e metodologias aplicada a uma região de estudo do Grupo das Beiras.

As bases de dados espectrais servem como ferramenta inicial para qualquer metodologia envolvendo análise espectral nomeadamente para o desenvolvimento de métodos de cartografia e rápida caracterização das amostras.

De maneira a iniciar a resolução dessas questões recorreu-se à análise multiespectral de um conjunto de imagens de janeiro e julho de 2015, com reduzida cobertura de nuvens e com correções atmosféricas do Landsat 8 (LS8). Certos testes estatísticos como o ANOVA e o de Tukey foram aplicados em ambas as imagens de modo a saber, de forma clara, se existiam diferenças significativas entre as litologias.

Para a análise hiperespectral foram realizadas duas campanhas de amostragem com recolha de amostras rochosas de metassedimentos e de granitos e recolha de solo. A análise foi realizada em amostra de mão, amostra moída (2 mm – 500 μ m; 500 μ m - 125mm; <125 μ m) e de solo verificando-se um comportamento espectral significativamente diferente entre várias granulometrias, especialmente entre as assinaturas hiperespectrais de amostra de mão e moídas. A Fluorescência de Raios X (FRX) foi utilizada na obtenção de dados geoquímicos de elementos maiores para validação dos resultados espectrais obtidos. Neste sentido, foram identificadas correspondências entre os dados hiperespectrais obtidos e as bases de dados assim como na literatura pelo que as assinaturas espectrais desta dissertação mostram-se consistentes com as amostras estudadas.

A criação dos modelos de Machine Learning é uma ferramenta emergente para a realização de cartografia em que se utilizaram dados de refletância de LS8 para a elaboração dos mesmos. Neste trabalho e para este contexto os modelos relevaram-se úteis e com sucesso para a classificação de imagem a partir de algoritmos designados para essa função.

Abstract

KEYWORDS: *spectral analysis, Landsat 8, geologic mapping, Grupo das Beiras, machine learning*

The lack of cartography increases the problematic of poor knowledge of geological resources and land management in regions that could benefit greatly from this information. Remote sensing has been an invaluable mean of obtaining data to perform geological mapping objectively and with high scientific accuracy. In Portugal, there is a large gap of cartographic information at 1:50 000 scale throughout the territory, so this work intends to complement this problem through a set of techniques and methodologies applied to a study of a region of Grupo das Beiras.

Spectral databases serve as an initial tool for any methodology involving spectral analysis, namely for the development of cartography methods and quick characterization of rock samples.

In order to address these issues, a multispectral analysis of January and July 2015th, with low cloud cover and atmospheric corrections (level 2) was obtained from Landsat 8 (LS8). Certain statistical tests such as ANOVA and Tukey's were applied to both images to clearly know whether significant differences exist between lithologies.

For the hyperspectral analysis, two sampling campaigns were carried out with the collection of rock samples of metasediments and granites and soil. The analysis was performed in fresh samples, crushed samples (2 mm - 500 μm ; 500 μm - 125 μm ; <125 μm) and soil samples demonstrating a significantly different spectral behavior among various particle sizes in the hyperspectral signatures between fresh and crushed samples. X-ray fluorescence (FRX) was used to obtain geochemical data of major elements to validate the spectral results obtained. In this sense, were identified correspondences between the obtained hyperspectral data and the databases as well in the literature so that the spectral signatures of this dissertation are consistent with the studied samples.

The creation of *machine learning* models is an emerging tool for cartography in which LS8 reflectance data was used for this elaboration. In this work and for this context the models proved to be useful and successful for the image classification from algorithms assigned for this function.

Índice de figuras

Figura 1. Espectro eletromagnético e espectro da região do visível.....	10
Figura 2. Diferentes interações da radiação eletromagnética com a matéria (Imagem do autor).	12
Figura 3. Esquema de órbitas mais comuns de satélites ambientais. A – órbita geossíncrona; B – órbita heliossíncrona. Seta vermelha ilustra o eixo da rotação da terra em relação ao satélite (Imagem do autor).....	13
Figura 4. Campo de visão (FOV) e campo de visão instantâneo de um satélite (Imagem do autor).....	14
Figura 5. Assinaturas espectrais de vegetação saudável, solo seco, resíduos de ervas, água e neve. Adaptado de Huete (2004).....	15
Figura 6. Resposta espectral dos sensores equivalentes do Sentinel-2 A MSI (linhas a cheio) e do Landsat 8 OLI (linhas a tracejado) retirado de Zhang et al (2018).	19
Figura 7. Vários espectroradiômetros de campo e suas características técnicas (Milton et al., 2009).....	23
Figura 8. Características morfológicas envolventes a partir do Observatório do Parque Eólico de Vila Nova. Um segmento do Grupo das Beiras encontra-se identificado. Localidade do Casalinho representada demarcando o limite entre o Grupo das Beiras e o Granito de Vila Nova.....	25
Figura 9. MDT e declive da área de estudo.....	26
Figura 10. Principais domínios estruturais do autóctone da ZCI. Divisão em Portugal parcialmente baseada em Dias & Ribeiro (1998) e de Espanha adaptada de Diez Balda et al (1990). □ – Área de estudo (aproximada).....	28
Figura 11. Mapa geológico simplificado. Adaptado da Carta Geológica 19-D (Coimbra-Lousã) à escala 1:50.000 (Soares et al., 2005).	29
Figura 12. Principais tipos de solos à escala 1:1.000.000 do Atlas do Ambiente (adaptado de SNIAMB, 2019).	31
Figura 13. Uso e ocupação do solo na área estudada (adaptado de CLC, 2012).	32
Figura 14. Ocorrências minerais identificadas na área de estudo. Adaptado de SIORMINP (2019).....	34
Figura 15. Fluxograma da metodologia adotada.....	36

Figura 16. Locais da amostragem e freguesias da área com proximidade representadas.	38
Figura 17. Perfis criados em compósitos de cor real (RGB 432) de Landsat 8. a) janeiro de 2015; b) julho de 2015.....	39
Figura 18. Etapas para extração de informação de refletância das imagens dos perfis criados do LS8.....	40
Figura 19. Procedimentos laboratoriais realizados.	44
Figura 20. ACP seletiva de 7 bandas do Landsat 8. a – janeiro de 2015 (RGB 123); b – julho de 2015 (RGB 123)	47
Figura 21. Índice de NDVI. A – janeiro de 2015; B – julho de 2015.	48
Figura 22. Aspectos gerais dos afloramentos no primeiro momento de campo. a) e b) dizem respeito às observações realizadas na Estrada da Beira (linha a amarelo separa metassedimentos com carácter mais grauvacóide de mais pelítico) e c) e d) às observações na Serra da Lousã.....	50
Figura 23. Afloramentos representativos da Formação de Boque Serpins e da Formação de Caneiro. a) metapelitos com aspetos de dobramento; b) alternância rítmica entre xistos grafitosos e xistos mosqueados; c) aspetos de intensa meteorização presentes nos metapelitos; d) bancadas decimétricas de metagrauvaques; e) grauvaque diaclasado com filões de quartzo; f) bancadas métricas dominantes de metagrauvaques.....	51
Figura 24. Granito de Vila Nova com aspetos de disjunção esferoidal.	51
Figura 25. Amostras de solo representativas do segundo momento de campo.	51
Figura 26. Amostras de mão representativas dos dois momentos de campo.	52
Figura 27. Representação média dos elementos químicos maiores (%) nas amostras estudadas à escala logarítmica.	55
Figura 28. Projeção dos metassedimentos em diagramas de classificação geoquímica. a) diagrama de Herron (1988); b) diagrama de Hinterlechner-Ravnik & Moine (1977).....	57
Figura 29. Diagramas de dispersão de elementos maiores dos metassedimentos e dos granitos.	58
Figura 30. Assinaturas multiespectrais do satélite Landsat 8. a) Valores de refletância de julho de 2015; b) Valores de refletância de janeiro de 2015.....	59
Figura 31. Assinaturas multiespectrais dos locais de recolha no campo a partir de informação de satélite. a) Primeiro local de amostragem; b) Segundo local de amostragem.....	61
Figura 32. Assinaturas hiperespectrais e multiespectrais obtidas no primeiro momento de campo. Gráficos divididos em amostra de mão, amostra moída a 2mm-500µm e <125µm. As amostras representadas na figura são a JP1_1;JP1_2;JP1_3;JP1_4;JP1_5 e JP1_6.....	64
Figura 33. Assinaturas hiperespectrais obtidas no segundo momento de campo. Gráficos divididos em amostra de mão, amostra moída a 2mm-500 µm e por solos. Para melhor	

visualização dos vários espectros estes encontram-se divididos em dois conjuntos amostrais: de JP2_01 a JP2_10 e de JP2_11 a JP2_18.	65
Figura 34. Assinaturas multiespectrais obtidas no segundo momento de campo. Gráficos divididos em amostra de mão, amostra moída a 2mm-500 μm e por solos. Para melhor visualização dos vários espectros estes encontram-se divididos em dois conjuntos amostrais: de JP2_01 a JP2_10 e de JP2_11 a JP2_11	66
Figura 35. Testes estatísticos de Pearson de JP1.1 (NCa). a) época de verão – julho de 2015; b) época de inverno – janeiro de 2015.	67
Figura 36. Testes estatísticos de Pearson de JP2.16 (GVn). a) época de verão – julho de 2015; b) época de inverno – janeiro de 2015.	68
Figura 37. Exemplos de espectros JPL para rochas ígneas, sedimentares e metamórficas. Variações demonstradas ao longo da região do visível e do infravermelho próximo (0,4 – 2,5 μm) e do infravermelho (2,0 μm – 15,4 μm). Marcadas zonas a cinzento para realçar a comparação com os dados obtidos. Retirado de Baldrige et al (2009).	79
Figura 38. Espectro de refletância de quartzo com diferentes granulometrias. Retirado de Rivard et al. (2008).....	80
Figura 39. Assinaturas hiperespectrais com picos de absorção representados.....	81
Figura 40. Assinaturas hiperespectrais de alguns tipos de solo recolhidos. Setas a assinalar os solos referidos no texto e as suas diferenças espectrais relacionadas com o conteúdo em matéria orgânica.....	82

Índice de tabelas

Tabela 1. Comprimento de onda e aplicações das sete primeiras bandas do Landsat 8.....	18
Tabela 2. Termos classificativos da ocupação do solo na área em estudo.....	32
Tabela 3. Valores de PCA obtidos para as duas imagens analisadas.	48
Tabela 4. Contexto geológico das amostras recolhidas.....	53
Tabela 5. Valores de índices maiores e índices químicos calculados a partir de FRX.....	54
Tabela 6. Testes estatísticos ANOVA dos valores de refletância nos oito perfis criados. Verde – com diferenças significativas ($p < 0,05$); Vermelho – sem diferenças significativas ($p > 0,05$) e testes Ad-Hoc de Tukey-Kramer a partir dos valores de $p < 0,05$	60
Tabela 7. Correlação de Pearson entre dados de satélite (LS8) com amostra de mão e moída. Escala a cores representada por ordem ascendente de valores de Pearson.	69
Tabela 8. Matrizes de confusão efetuadas com o algoritmo J48.	71
Tabela 9. Resultados da análise química por FRX de cada amostra e dos índices químicos calculados.	103
Tabela 10. Características das imagens obtidas a partir do Landsat 8.....	104
Tabela 11. Coordenadas geográficas no sistema WGS 1984 UTM (29N) da amostragem realizada.....	105

Lista de abreviaturas

ACP - Análise de componentes principais
ANOVA Análise de variância
ASTER - Advanced Spaceborne Thermal
Emission Reflection radiometer
AVHRR - Advanced very High Resolution
Radiometer
BR - Band ratio
CIA - Índice químico de alteração
CIW - Índice químico de meteorização
CLC - Corine Land Cover
CXG - Complexo Xisto Grauváquico
DR - Detecção Remota
ER - Energia Radiante
ERTS - Earth Resources Technology
Satellite
FRX - Fluorescência de Raio X
HSI - Hiperspectral imaging sensor
IFOV - Instantaneous field of view
LGAC - Landsat Global Archive
Consolidation
LOI - Loss on Ignition
LS8 - Landsat 8
MI - Maciço Ibérico
MDT - Modelo Digital de Terreno

ML - Machine Learning
MSI - Multi Spectral Instrument
NASA - National Aeronautics and Space
Administration
ND - Número Digital
NDVI - Normalized Vegetation Index
OLI - Operational Land Imager
PI - Índice Pelítico
PLSR - Partial Least Squares Regression
PR - Perda ao rubro
REM - Radiação Eletromagnética
SIG - Sistemas de Informação Geográfica
SNR - Signal to Noise Ratio
SRF - Spectral Response Function
SWIR - Short Wave Infra Red
TIR - Thermal Infrared
TIRS - Thermal Infrared Sensor
USGS - United States Geological Survey
UTM - Universal Transverse Mercator
UV - Ultraviolet
VNIR - Visible to Near Infra Red
ZCI - Zona Centro Ibérica
ZOM - Zona de Ossa Morena

Lista de símbolos

λ - Comprimento de onda

c - Constante da velocidade da luz

f - Frequência

ρ_{NIR} – Refletância no comprimento de onda do infravermelho próximo

ρ_{RED} – Refletância no comprimento de onda do visível na região do vermelho

φ - Radiância

p – Valor de Pearson

HSD – Teste Post-Hoc de Tukey-Kramer

MSw – Média dos quadrados dentro dos grupos

AM – Média aritmética

n – Número de amostras

Capítulo 1. Introdução

1.1. Motivação

O conhecimento da Geologia de uma região é essencial para a realização de cartografia a diferentes escalas discriminando a diversidade litológica da mesma. Com a necessidade crescente de se conhecer cada vez mais o território na sua componente científica e económica torna-se imperativo o desenvolvimento de novas técnicas que providenciem dados complementares aos dados tradicionais. As técnicas de deteção remota (DR) têm grande utilidade na produção de mapas geológicos e de alinhamentos em regiões, ou inacessíveis, ou de difícil acesso pelo ser humano pelo que é fulcral procurar novas soluções que apresentem elevado rigor científico. Estes métodos têm como vantagens não serem intrusivos e dependentes de observações e considerações subjetivas aquando da caracterização dos materiais geológicos e pelo seu reduzido custo de aplicação.

A realidade em Portugal, no que respeita à existência de cartografia é bastante restrita devido ao facto de não existir qualquer tipo de cartografia à escala 1:50 000 em várias secções de Portugal continental. A comunidade geológica tem assim que se basear em cartografia com escalas com muito menos detalhe diminuindo a precisão científica. Nos dias de hoje, o avanço científico é muito acelerado pelo que é preciso uma nova visão e perspectiva de fazer ciência e, tendo a geologia e a análise espectral como ponto central, esta dissertação procura resolver essas limitações. Um dos meios possíveis de resolução destas limitações no Grupo das Beiras passa pela elaboração de modelos e de bases de dados espectrais. Ao integrar um maior número de dados de fontes variáveis e analisando evidências indiretas espera-se obter um acréscimo de detalhe a uma escala mais pormenorizada da geologia da região.

Esta dissertação tem como propósito complementar observações à escala de afloramento e amostra de mão com métodos de espectrometria de campo e de laboratório e dados geoquímicos em que existe uma clara falta de ligação nos estudos de espectrometria entre estes elementos no campo da deteção remota geológica. Os estudos neste campo baseiam-se principalmente na análise e realce de certas características espectrais unicamente a partir de dados de refletância de satélite e/ou de laboratório.

Assim, com a integração de dados geoquímicos, pretende-se ir um passo mais em frente na resolução de problemas de identificação espectral de modo a relacionar toda esta informação criando bases de dados relevantes que correlacionem as assinaturas espectrais com a geoquímica.

A espectrometria é a medição de luz no comprimento de onda que se está a estudar e produz uma assinatura espectral funcionando como uma impressão digital do objeto rochoso ou mineral em que este reflete ou emite luz (Asadzadeh & Souza Filho, 2016). Em teoria deveria ser possível a caracterização de todos os materiais geológicos superficiais ou por deteção remota de refletância ou emitida (Hunt, 1977; Clark, 1999; Cooper et al., 2002). Enunciam-se algumas limitações em relação à teoria:

1. Não é possível, ao longo de toda a extensão do espectro eletromagnético, caracterizar todos os materiais, mas apenas aqueles que apresentem energia suficiente disponível. Para o uso na deteção remota ótica, a energia está compreendida nos seguintes intervalos de comprimento de onda: UV-VNIR (Visible to Near Infra Red) - SWIR (Short Wave Infra Red) (0.3 – 2,5 μm) (Porwal & González-Álvarez, 2019);
2. Os comprimentos de onda curtos ao não penetrarem faz com que a deteção remota ótica seja válida apenas à superfície. No caso de áreas com pouca densidade de afloramentos é uma limitação considerável;
3. Os materiais geológicos são o resultado de uma mistura heterogénea de minerais em que esta só se consegue distinguir ao microscópio, ou seja, o que é refletido e que chega ao sensor é o resultado da integração da resposta de múltiplos minerais. Este problema é aumentado devido à densidade do pixel usado.

A relação entre geologia e deteção remota data desde 1966, primeiro artigo científico publicado com as palavras chave “geology” e “remote sensing” por Beckman & Whitten. O mapeamento geológico feito nos anos 70 e 80 era realizado através de sensores multiespectrais que produziam fotografias coloridas para interpretação visual de unidades litológicas e de estruturas geológicas (Goetz & Rowan, 1981; Gregory & Moore, 1975). Estes autores utilizavam técnicas simples aritméticas de modo a discriminar alterações de padrões.

Ao longo das décadas, com o desenvolvimento tecnológico, sistemas mais avançados como os de HSI (hyperspectral imaging sensor) nomeadamente o *Hyperion* começaram a orbitar a Terra (Bell, 2008; Pearlman et al., 2003) em que estes avanços permitiram a conjugação destas ferramentas com a espetroradiometria de campo. Estes passos foram tão marcantes que dados outrora pouco trabalhados estão hoje bem maduros para uso científico (Asadzadeh & Souza Filho, 2016).

No que toca ao uso de metodologias clássicas de cartografia remota, estas podem ser melhoradas através da aplicação de vários campos de *machine learning* e inteligência

artificial. Estes campos têm vindo a ter recentemente casos de extremo sucesso no mundo científico a nível de publicações (McCoy & Auret, 2019). De facto, o sucesso de *machine learning* e de inteligência artificial ao estar combinado com a chegada da *Internet of Things* e da *Big Data* permitiram um novo impulso no uso de dados científicos em vários campos técnicos. Os métodos baseados em *machine learning* têm sido aplicados à ciência há aproximadamente vinte anos, contudo, na área das geociências e da deteção remota, é algo relativamente novo (Lary et al., 2016).

1.2. Objetivos

O **principal objetivo** desta dissertação é realizar e aplicar novos métodos que apoiem a cartografia do Grupo das Beiras.

Para tornar este objetivo possível é necessária a concretização de outros tais como:

- Realizar análise espectral de amostras de rochas e de solo de uma região do Grupo das Beiras;
- Obter dados espectrais de várias fontes como no campo e satélite (e.g. Landsat 8);
- Realizar análise estatística das assinaturas multiespectrais obtidas assim como analisar a correlação entre índices de vegetação e valores de refletância;
- Validar dados de refletância de LS8 e de campo através da conversão de dados hiperespectrais de campo para multiespectrais a partir de software apropriado;
- Correlacionar a geoquímica de elementos maiores com os dados espectrais obtidos;
- Correlacionar índices de vegetação com dados multiespectrais e hiperespectrais;
- Correlacionar valores de refletância multiespectrais convertidos e de satélite (Landsat 8);
- Colocar dados espectrais e geoquímicos de amostras de metassedimentos do Grupo das Beiras e de granitos em bases de dados adequadas.

1.3. Estrutura da dissertação

Esta dissertação estará dividida em sete capítulos principais em que:

O **primeiro capítulo**: Introdução focada no propósito deste tema aplicado à região, objetivos gerais e estado de arte;

Segundo capítulo: Introdução teórica aos fundamentos da Detecção Remota e descrição geral dos programas espaciais *Landsat 8*, *Sentinel 2* e *ASTER*;

Terceiro capítulo: Descrição de aspetos teóricos da espectroradiometria assim como as suas várias aplicações e limitações;

Quarto capítulo: Descreve em geral as características geográficas, geológicas e pedológicas da área de estudo através de consulta bibliográfica de vários trabalhos realizados nesta área de estudo;

Quinto capítulo: Estão descritas as diferentes metodologias utilizadas;

Sexto capítulo: São apresentados os resultados obtidos;

Sétimo capítulo: Análise e discussão dos resultados;

Oitavo capítulo: Considerações finais.

1.4. Estado da Arte

A deteção remota tanto pode ser realizada através de sensores em plataformas espaciais ou *in situ* providenciando informação valiosa para estudos de investigação (Baldrige et al., 2009).

A deteção remota geológica nesta dissertação é utilizada como ferramenta para obter assinaturas espectrais de vários materiais geológicos à superfície. Esta ferramenta não se encontra confinada a estudos somente no planeta Terra existindo uma grande comunidade que estuda a geologia de vários planetas e satélites tais como a Lua (Pieters et al., 2009), Marte (Bandfield, 2002) e Vénus (Saunders et al., 1991) (Bishop et al., 2018). Porwal & González-Álvarez (2019) referem que a maior parte das aplicações geológicas de deteção remota incluem o mapeamento de materiais geológicos a partir de imagens de satélite.

Nos pontos seguintes são apresentados alguns trabalhos relevantes realizados nos últimos 10 anos na área da deteção remota geológica.

1. O mapeamento de rególitos e de litologia superficial no qual destaco três estudos: os de Rockwell & Hofstra (2008) que avaliam a utilidade de análise de técnicas de proporção entre bandas aplicadas a dados de emissividade de infravermelho térmico do ASTER

(Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer) de modo a identificar e mapear minerais de quartzo e de carbonatos. Qari et al (2008) utilizaram dados do ASTER para discriminarem várias unidades de rocha expostas na área de Ararat. Para a produção de um mapa geológico à escala 1:100 000. Massironi et al (2008) realizam uma abordagem utilizando compósitos de cores falsas, relação entre bandas (BR), análise de componentes principais no visível e infravermelho próximo (VNIR) em que bandas do infravermelho de ondas curtas SWIR (Short wave infra red) (1300-2500 nm) foram escolhidas e interpretadas para detetar contactos litológicos relevantes e falhas mineralizadas e, num passo seguinte, utilizaram-se dados do infravermelho térmico (TIR) e VNIR/SWIR com o propósito de identificar plutões granitóides.

2. O mapeamento de alterações hidrotermais onde Bedini (2009) tinha como propósito avaliar o uso de dados com alta resolução espacial e espectral a partir de imagens de espetrometria de plataformas aéreas registadas pelo sistema *HyMap* de modo a mapear a litologia do complexo carbonatito de Sarfartoq, sul da Gronelândia. Madani & Emam (2011) pretenderam discriminar e mapear as rochas do soco assim como a mineralização de barite exposta na área de El Hudi, Egipto, usando bandas processadas de SWIR do ASTER em conjunto com a verificação em trabalho de campo e análises petrográficas. Oztan & Suzen (2011) tiveram como objetivo demonstrar as respostas de uso de técnicas de mapeamento por deteção remota tradicionais e desenvolveram algumas delas ao avaliarem o seu sucesso em afloramentos conhecidos de gesso em Ancara Bala, Turquia, utilizando dados do ASTER em métodos de BR, stretch de decorrelação (DS) e análise de componentes principais (ACP) orientada em recurso.

3. Deteção de derrames de hidrocarbonetos por Macdonald et al (1993) em que analisaram imagens de derrames no Golfo do México através de duas plataformas espaciais. Ao juntarem um conjunto de evidências que demonstram a sua formação sobre derrames naturais na plataforma continental conseguiram modelar plumas flutuantes. Estas são formadas por um contínuo fluxo de petróleo e, deste modo, é possível estimar qual a taxa de fluxo necessária que produz um derrame com um determinado comprimento.

4. Deteção de sistemas de energia geotérmicos por Kratt, Calvin & Coolbaugh (2010) em Pyramid Lake, Nevada, utilizando dados não só do ASTER, mas também de espetroscopia do HyVysta Corp e Hymap. Através de uma sondagem aérea e usando todos estes dados organizou-se uma base de dados de sistema de informação geográfico (SIG). Esta base de dados inclui localizações de poços, nascentes, furos, dados magnéticos, gravíticos, entre outros, em que no final o mapa de indicadores de minerais geotérmicos apontaram vários locais para exploração futura.

Nos últimos dez anos têm existido um grande número de aplicações de técnicas de espetrometria modo a quantificar a composição mineral e rochosa (Van der Meer, 2018).

A análise espectral, no campo SWIR, permitiu classificar amostras rochosas em anfibolitos na fácies de xistos verdes. O trabalho de Abweny et al (2016) complementou estudos petrográficos convencionais permitindo a deteção de vários minerais metamórficos indicativos nomeadamente filossilicatos, inossilicatos e anfíbolos (Clark et al., 1990). Estudos de Duke & Lewis (2010) demonstraram que variações em micas brancas, detetadas com espetrometria de infravermelhos próximos em rochas metassedimentares, permitiram o mapeamento do grau de metamorfismo, desde muito baixo até à fácies superior de anfibolito (Longhi, Mazzoli & Sgavetti, 2000). A espetrometria tem também a capacidade de mapear fluidos hidrotermais, temperaturas de alteração, coexistência de minerais e composição de rochas mãe vulcânicas. Van Ruitenbeek et al (2006) usaram métodos que permitiram prever os diferentes comprimentos de onda de micas brancas à superfície por utilização de BR por plataformas aéreas através de modelação por regressão múltipla focando em estreitos intervalos espectrais não sendo dependente de dados atmosféricamente corrigidos. O estudo de solos usando espetrometria de infravermelho próximo serve de suporte de estudos de deteção remota. Wold et al (1984) utilizaram análises de regressão linear múltipla para prever propriedades dos solos. Wold, Sjöström & Eriksson (2001) desenvolveram uma técnica de análise denominada por PLSR (Partial Least Squares Regression) utilizada em grande parte dos estudos iniciais de solos permitindo extrair informação de sistemas químicos. Buckley et al. (2013) e Kurz & Buckley (2016) pretendem estreitar a lacunas entre as observações de campo e de satélite no campo da geologia através do escaneamento de fases minerais com espectrómetros hiperspectrais

No que diz respeito às bases de dados espectrais estas servem de referência para a análise espectral de modo a compararem-se medições. As bases de dados espectrais funcionam como bibliotecas digitais de espectros obtidos em laboratório e no campo e a partir de espetrómetros aéreos (Kokaly et al., 2017). Bases de dados como ECOSTRESS e a USGS Spectral Library Version 7 compilam vários materiais geológicos como rochas, minerais e solos. De acordo com a biblioteca espectral da ECOSTRESS, Baldridge et al. (2009) descrevem que o intervalo de comprimento de onda utilizado nestes espectros varia entre 0.4 - 15.4 μm . Para a análise espectral mineralógica são utilizadas várias frações granulométricas nomeadamente intervalos de 125-500 μm , 45-125 μm e <45 μm com o objetivo de demonstrar o efeito da granulometria na refletância.

As técnicas de *machine learning* têm encontrado o seu lugar em aplicações nas geociências e na deteção remota no qual o seu principal objetivo é extrair informação a partir de dados através de métodos automáticos computacionais e estatísticos. Na última década têm havido progressos notáveis no desenvolvimento de metodologias de para uma variedade de aplicações nas ciências da terra envolvendo, produtos de superfície terrestre (Trishchenko, Cihlar & Li, 2002), produtos oceânicos, índices de vegetação (Brown, Sutter & Dunagan,

2008), produtos de aerossóis (Lary & Aulov, 2008), entre outros. Destacam-se trabalhos como os de Lary et al (2007), especialmente reconhecidos pela NASA Aura Science, que fizeram o planejamento de uma nova técnica que usa uma longa série de observações de ácido clorídrico e redes neurais estimando a abundância estratosférica de cloro (Cl_y). Este conhecimento é necessário de modo a atribuir mudanças no ozono estratosférico para avaliar o realismo de modelos químico-climáticos. Em relação a metodologias de produtos de superfície terrestre, foram dirigidos vários estudos (Gutman, 1999; Kaufman et al., 2000) que pretendiam utilizar dados de satélite nomeadamente o AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) de forma a monitorizar valores de refletância da superfície terrestre e índices de vegetação, contudo não contaram com os efeitos das variações da resposta espectral que podem criar um ruído artificial imposto sobre uma variabilidade subtil natural. Para corrigir estas falhas o estudo de (Trishchenko et al., 2002) intencionou providenciar estimativas quantitativas dos efeitos de SRF (Spectral response function) em todas as missões de AVHRR.

Uma das características que tornam os algoritmos de machine learning (ML) úteis é que são aproximadores universais aprendendo o comportamento de um sistema se lhes for dado um número significativo de exemplos num conjunto de dados de treino.

A aplicação do ML pode estar categorizada em três áreas sendo estas aplicáveis também nas geociências (Lary, 2010) em que as duas primeiras são usadas devido à sua capacitabilidade de regressão e a última pela sua capacitabilidade de classificação:

1. Ferramenta de aceleração de código – (e.g. caso da fotoquímica atmosférica);
2. Modelo empírico baseado em ML que pode ser derivado a partir da pré-existência de dados;
3. Problemas de classificação – (e.g. providencia classificação da superfície de solo em que Support Vector Machines é bem executado neste tipo de problemas).

Capítulo 2. Princípios teóricos de Detecção Remota

A detecção remota (DR) é objeto de várias definições em que de acordo com Sabins (1996) este definiu como a ciência de aquisição, processamento e interpretação de imagens que registam a interação entre a energia eletromagnética e a matéria enquanto Lillesand & Kiefer (2000) definiu como a ciência e a arte de obter informação sobre um objeto, área ou fenómeno através da análise de dados adquiridos por um aparelho que não está em contacto com o objeto, área ou evento sob investigação (Bishop et al., 2018).

2.1. Radiação eletromagnética

A realização de aquisição de imagens por ferramentas de DR é possível de se utilizar pela condição natural dos objetos da superfície terrestre refletirem radiação eletromagnética (REM) de origem solar.

É possível inferir as características físicas e químicas de objetos à superfície terrestre através da REM proveniente desses objetos e registada por sensores a bordo de satélites artificiais da Terra, designados satélites de DR (Fonseca & Fernandes, 2004).

Além da radiação refletida, os objetos emitem radiação própria, com intensidade e composição espectral dependente da temperatura, usada regularmente em D.R.

2.2. O Espectro Eletromagnético

As ondas eletromagnéticas propagam-se, no vácuo, com uma velocidade constante de c em que a frequência (f) e o comprimento de onda (λ) apresentam uma relação inversamente proporcional entre si.

$$\lambda = \frac{c}{f} \quad (2.1)$$

Como verificado **eq. 2.1**, a quantidade de energia transportada pela onda eletromagnética é inversamente proporcional ao comprimento de onda. Sensores que operam

em bandas de comprimento de onda maiores (e.g. bandas térmicas do satélite *Landsat*) precisam de receber a REM de um elemento de terreno de maiores dimensões de modo a que a quantidade de energia que o sensor receba seja a suficiente para ser detetável. Os sensores de alta resolução espacial, ao detetarem a REM de elementos de terreno de pequenas dimensões, encontram-se limitados a comprimentos de onda mais curtos comparados aos referidos anteriormente, como as bandas do visível e do infravermelho próximo.

O intervalo de comprimentos de onda das ondas eletromagnéticas, ou espectro eletromagnético, cobre uma vasta gama de valores, tendo um intervalo desde 10^3 m (rádio) a 10^{-12} m (gama), sendo que dentro destes intervalos existem várias subdivisões denominadas por bandas espectrais tendo como objetivo a classificação da REM (Figura 1). Neste trabalho um dos intervalos em que vou incidir mais é o que contém o comprimento de onda de luz visível e do infravermelho próximo denominado por campo VNIR.

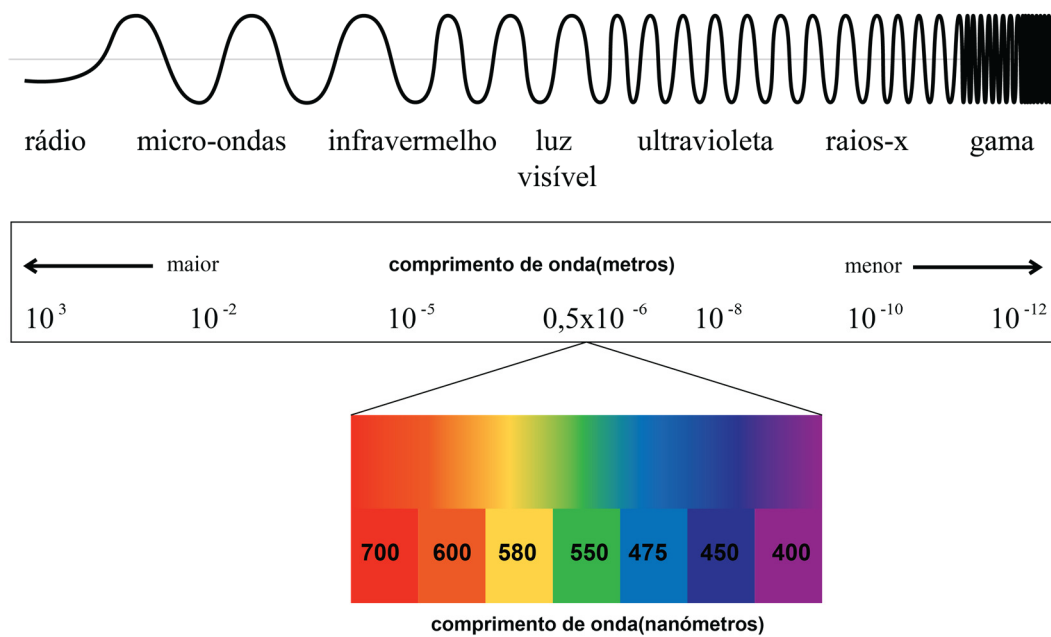


Figura 1. Espectro eletromagnético e espectro da região do visível.

2.3. Interação REM/Matéria

A REM incide de maneiras diferentes sobre os objetos dando origem a diversas interações nomeadamente por absorção, reflexão e transmissão (Figura 2) (Fonseca & Fernandes, 2004).

A primeira trata-se de um processo realizado por trocas de energia entre os fótons e os átomos que constituem o corpo, dando origem a transformações físicas do objeto como por exemplo a temperatura. A reflexão reenvia para o espaço envolvente parte da REM incidente sem alteração da frequência. Por último, a REM transmitida passa através do objeto não interagindo com as suas partículas e é recuperada na face oposta à de incidência.

A intensidade de REM mede-se pela reflexão, absorção ou transmissão que dependem de várias características do objeto em estudo nomeadamente: o comprimento de onda, o ângulo de incidência da REM, do tipo de matéria que o constitui e das suas características físicas. A equação 2.2 enuncia que a energia radiante (ER) incidente é igual à soma das energias radiantes absorvida, transmitida e refletida.

$$ER_{inc} = ER_{abs} + ER_{trans} + ER_{refl} \quad (2.2)$$

A medida da refletância é fundamental na análise da interação entre a REM e a superfície terrestre porque grande parte dos sistemas passivos de DR marcam nos seus sensores a REM refletida na superfície terrestre. A REM refletida que entra no campo de vista do sensor é detetada e posteriormente convertida num valor numérico.

A assinatura espectral de um objeto terrestre à superfície depende das suas características físicas e do ângulo de vista do sensor, do azimute e da sua elevação adequando o ângulo de incidência da REM na superfície terrestre. Usando o mesmo ângulo de incidência, diferentes materiais apresentam diferentes valores de refletância que varia em função da composição dos corpos e da sua textura influenciando a geometria de reflexão da REM. Em DR é importante o estudo das propriedades de refletância difusa dos objetos sendo esta mais rigorosa no que toca ao comprimento de onda do que a reflexão especular podendo a última levar por vezes à própria saturação do sensor se a REM for refletida na sua direção.

Os processos de interação da REM com vários meios terrestres (e.g. atmosfera, água, entre outros) são bastante importantes para avaliar o efeito que a mesma produz sobre a REM que chega ao sensor e com a superfície terrestre, em que se estabelecem relações entre o sinal detetado pelo sensor e o tipo e estado dos objetos da superfície terrestre.

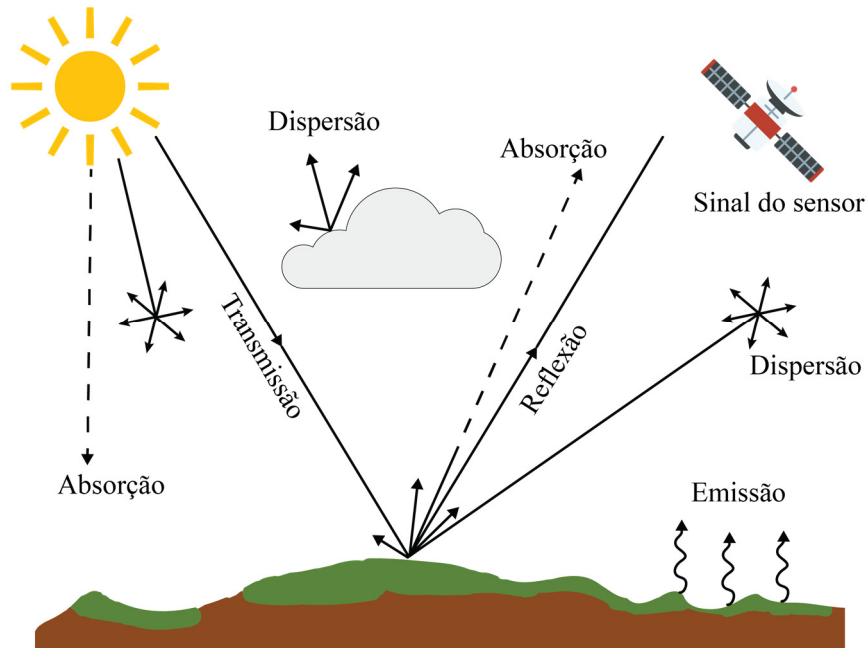


Figura 2. Diferentes interações da radiação eletromagnética com a matéria (Imagem do autor).

2.4. Interação REM com a atmosfera

A atmosfera funciona como um meio de interação da REM por duas maneiras: absorção e por dispersão. A primeira faz com que parte da energia refletida ou emitida pelos objetos na superfície da Terra não atinja os sensores enquanto que a segunda altera a direção de propagação da radiação manifestando-se de duas formas: a) parte da energia proveniente dos objetos não atinge o sensor e alguma da radiação solar é dispersa na atmosfera e encaminhada para o seu campo de vista.

O resultado da interação entre a radiação (solar direta ou refletida pelo objeto) e os constituintes da atmosfera é designado por efeito atmosférico e tem implicações nas distorções nas imagens de DR. O efeito atmosférico depende do objeto que está a ser observado e das características do sensor e o seu conhecimento é necessário para a realização da correção atmosférica da imagem.

2.5. Sensores espaciais e plataformas para a Detecção Remota

De modo a obter informação dada pela superfície terrestre é necessária a existência de sensores próprios para cumprirem essa função. Estes sensores estão a bordo de plataformas aéreas ou satélites espaciais registando imagens de DR.

As características que permitem distinguir cada uma das órbitas das plataformas de DR condicionando a informação adquirida pelos sensores que estas transportam tratam-se da geometria da órbita e a velocidade e atitude da plataforma na órbita (Fonseca & Fernandes, 2004).

Estes satélites podem ser classificados de acordo com as suas diferentes características orbitais nomeadamente: a) satélites com órbitas heliosíncronas (Figura 3.b); b) órbitas equatoriais geossíncronas (Figura 3.a) e c) órbitas gerais.

Os satélites que transportam detetores que recolhem imagens para aplicações como na área das Ciências da Terra, têm órbitas de pequena excentricidade, quase polares e heliosíncronas. Estas características das órbitas praticamente polares são as que melhor permitem uma cobertura da superfície total. Para além disso, as órbitas heliosíncronas possibilitam em que para uma mesma zona a iluminação seja igual em passagens sucessivas do satélite.

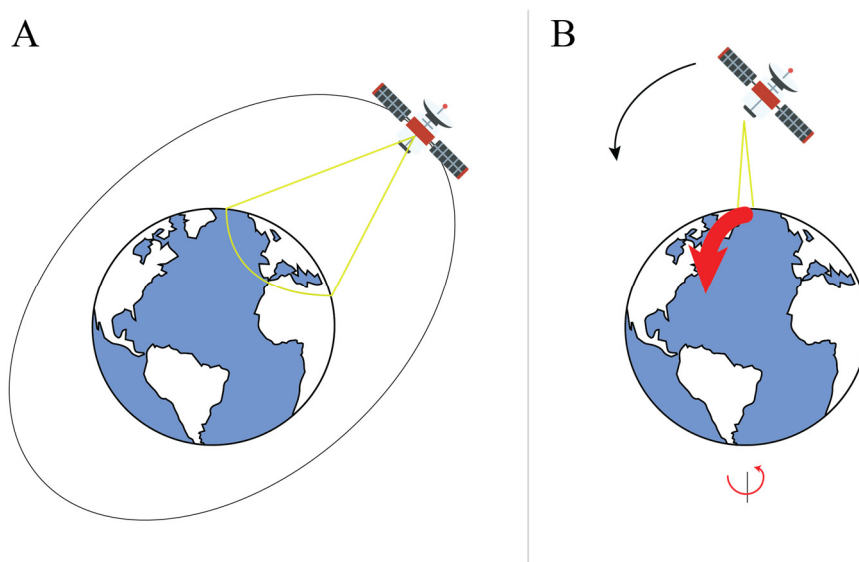


Figura 3. Esquema de órbitas mais comuns de satélites ambientais. A – órbita geossíncrona; B – órbita heliosíncrona. Seta vermelha ilustra o eixo da rotação da terra em relação ao satélite (Imagem do autor).

2.6. Conceito de Resolução

A resolução pode definir-se como a medida da capacidade que o detetor tem de fazer uma distinção entre sinais próximos – do ponto de vista espacial, ou similares, do ponto de vista espectral. Podem-se distinguir diferentes tipos de resolução de um detetor como por exemplo espacial, espectral, radiométrica e temporal.

A resolução espacial define-se como a mais pequena unidade de distância que pode ser discriminada numa medição. Esta depende de variados fatores tais como as características geométricas do detetor, capacidade de distinção de objetos pontuais, capacidade para medir a periodicidade de objetos repetidos e por último da capacidade de medir as propriedades espectrais de pequenos objetos. O campo de vista instantâneo (IFOV) define perfeitamente a resolução espacial de um detetor em que este é dado pelo ângulo de vista instantâneo ou pelo diâmetro do círculo definido no terreno pelo IFOV. (Figura 4).

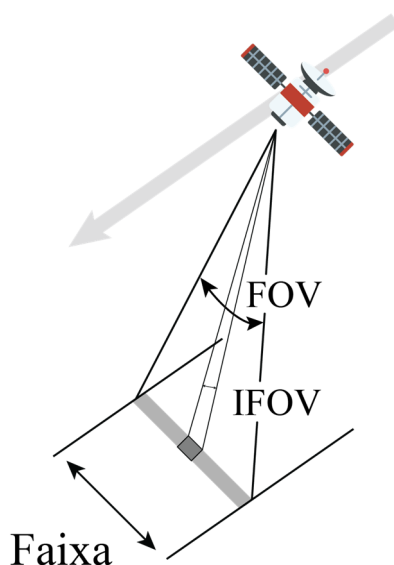


Figura 4. Campo de visão (FOV) e campo de visão instantâneo de um satélite (Imagem do autor).

Em relação à resolução espectral esta determina-se pela amplitude dos intervalos de comprimento de onda onde se regista a REM. Quanto mais estreitos são aqueles intervalos mais alta é a sua resolução espectral tornando-se as assinaturas espectrais obtidas mais rigorosas. O conjunto dos valores da radiância de um determinado objeto, registados nas

várias bandas do espectro a que um radiômetro é sensível, é designado assinatura espectral desse objeto.

Na Figura 5 estão representadas várias assinaturas espectrais em que estas dependem da presença, ausência posição e forma de características de absorção específicas.

No caso da vegetação a absorção da luz é feita por pigmentos nas folhas em que os valores de refletância situam-se na região do visível (400-700 nm). Neste intervalo a absorção toma valores mais baixos nos comprimentos de onda verdes, daí que o aspeto saudável da vegetação saudável toma esta cor. O acentuado aumento de refletância entre as regiões do vermelho e do infravermelho próximo é denominado por “*red edge*” sendo este intervalo utilizado em deteção de stress de vegetação (Huete,2004).

Os solos são uma complexa mistura de constituintes minerais e orgânicos em que os mais importantes que controlam a forma das assinaturas espectrais destes é o conteúdo em ferro e em matéria orgânica. A refletância dos solos tem tendência a aumentar à medida que o comprimento de onda também aumenta no intervalo de 0.4 a 1 μm por causa da absorção de óxidos de ferro em comprimentos de onda mais curtos.

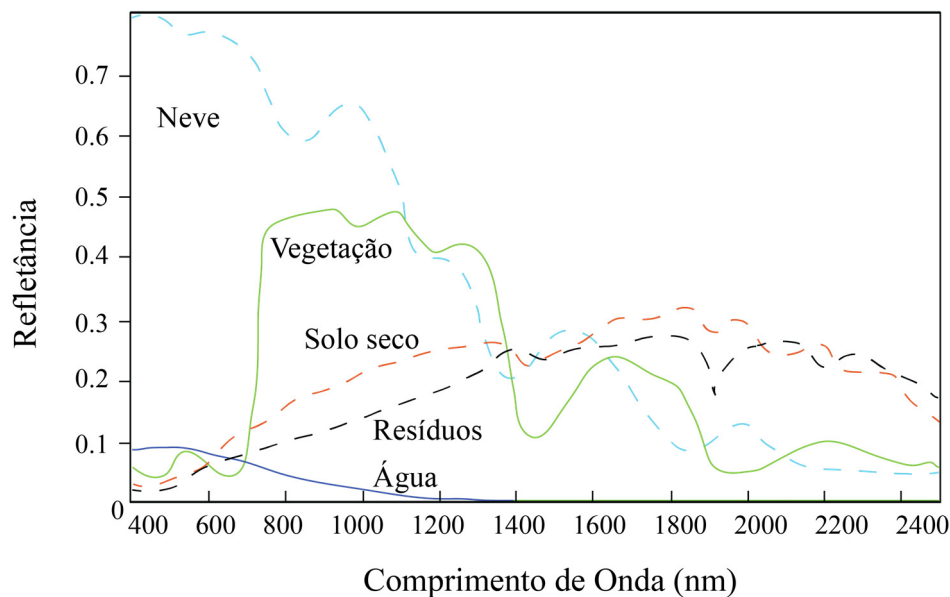


Figura 5. Assinaturas espectrais de vegetação saudável, solo seco, resíduos de ervas, água e neve. Adaptado de Huete (2004).

A resolução radiométrica de um detetor define-se como a sensibilidade às variações de intensidade do sinal ao registar o fluxo radiante refletido ou emitido, ou seja, ao poder resolvente do detetor em intensidade e comprimento de onda. Esta resolução é indicada normalmente em função dos números digitais que no LS8 com resolução radiométrica de 16 bits se traduz num sinal de saída do detetor de $2^{16}=65536$ ND.

A resolução temporal refere-se ao tempo de revisita do sensor, isto é o período de tempo no qual a mesma área é sucessivamente varrida em que esta depende de características orbitais

Deste modo, os diferentes tipos de resoluções são vistos como variáveis dependentes entre si sendo um fator determinante para a escolha do sensor a utilizar para o estudo que se pretende uma vez que a resolução espectral e espacial estão intrinsecamente ligadas. A consideração entre resolução espacial e temporal é algo que o utilizador de deteção remota tem que ir fazendo dependendo da imagem que procura obter em que resoluções espaciais altas-moderadas (<30 m) adquirem poucas imagens num ano (e.g. Landsat 8: 24 imagens/ano; ASTER) comparando-se a sensores de baixa resolução espacial (>250 m) que se caracterizam por obterem imagens diárias (AVHRR; MODIS) (Veraverbeke et al. 2011).

2.7. Processamento e análise de imagens

O processamento de imagens de DR tem como objetivo principal a extração de informação qualitativa e/ou quantitativa necessária para determinadas aplicações nomeadamente a elaboração/atualização de cartografia, monitorização de fenómenos naturais (cheias, degelos) ou artificiais (ocupação do solo urbano, evolução de culturas agrícolas, etc.).

As operações de processamento de imagem dividem-se em: operações de pré processamento, transformação e de exploração da imagem. Numa etapa inicial eliminam-se algumas distorções presentes na imagem que iriam dar origem a erros na fase de exploração de informação. Na segunda fase introduzem-se alterações na imagem inicial com o objetivo de realçar a informação mais importante para a aplicação em causa. Em relação à última extrai-se da imagem a informação necessária para a aplicação.

2.8. Programas e Missões Espaciais

O Planeta Terra está sob observação sistemática de várias dezenas de sistemas de sensores, transportados por satélites artificiais. Foram lançados nas últimas décadas programas espaciais de observação da Terra com o objetivo de recolher dados em campos tão distintos como: interação entre o sol/Terra; dinâmica da atmosfera; dinâmica dos oceanos e regiões costeiras; estudo da litosfera com aplicações no âmbito da geologia, cartografia, geodinâmica, avaliação de recursos naturais, determinação de campos geopotenciais, batimetria, avaliação do teor de humidade dos solos, erosão, entre outros.

2.8.1 Landsat

Os dados de *Landsat* têm sido usados para estudar como é que a superfície da Terra se tem alterado ao longo das décadas devido à sua história e alta resolução espacial (Kennedy et al., 2014). Por um longo período de tempo, os dados do Landsat raramente foram utilizados para análise de séries temporais devido a elevados custos (Loveland & Dwyer, 2012) e à necessidade de grandes capacidades de armazenamento e capacidades computacionais de alta performance (Hansen & Loveland, 2012).

Nas décadas recentes o custo de armazenamento de dados diminuiu drasticamente sendo que se tem observado um grande aumento na potência dos computadores providenciando a base para a análise temporal através do Landsat (Zhu, 2017). Em 2008, o livre e aberto acesso a todo o arquivo do Landsat revolucionou ainda mais o modo como usar estes dados (Woodcock et al., 2008; Wulder et al., 2012). Muitos estudos usam a série temporal do Landsat e a maior parte destes são usados em deteção de mudanças (Banskota et al., 2014).

A iniciativa LGAC (Landsat Global Archive Consolidation) teve o seu começo em 2010 e desde então mais de 3.2 milhões de imagens Landsat foram adicionadas ao arquivo localizado no U.S. Geological Survey (USGS) Earth Resources Observation and Science (EROS) Center (Wulder et al., 2016) aumentando a acessibilidade de informação a utilizadores de deteção remota a custo zero.

O programa de observação da Terra pela NASA teve o seu início em 1972 pelo lançamento do satélite ERTS-1 (Earth Resources Technology Satellite) posteriormente designado Landsat 1. Este programa foi experimental até 1983, ano em que foi declarado operacional, iniciando-se a fase de comercialização das imagens recolhidas pelos satélites (Fonseca & Fernandes, 2004).

2.8.1.2. Landsat 8

O Landsat-8 foi lançado no dia 4 de fevereiro de 2013 transportando dois sensores: o Operational Land Imager (OLI) e o Thermal Infrared Sensor (TIRS). Estes dois sensores armazenam dados para nove bandas inseridas no campo VNIR-SWIR e duas bandas térmicas de comprimento de onda maiores entre os 10.60 μm até aos 12.51 μm (Roy et al., 2014; US Geological Survey, 2016). Uma das grandes vantagens destes sensores é possibilidade de quantificarem dados a 12 bits caracterizando de uma forma mais adequada a cobertura terrestre. O intervalo de resolução espacial do landsat 8 apresenta-se moderado em que este apresenta um intervalo de 15 a 100 metros da superfície terrestre e regiões polares (Roy et al., 2014; Wulder et al., 2008; US Geological Survey, 2012). Os dados de Landsat 8 têm tido um grande propósito nos últimos anos para mapeamento geológico e explorações minerais no planeta Terra (Ali & Pour, 2014; Pour & Hashim, 2015; Han & Nelson, 2015; Mwaniki, Moeller & Schellmann, 2015; Safari, Maghsodi & Pour, 2017). No uso das bandas do Landsat 8 esta dissertação foca-se nas sete primeiras bandas (VNIR-SWIR) em que cada uma tem o seu uso específico de acordo com o seu comprimento de onda (Tabela 1).

Algumas combinações de bandas multispectrais são úteis para diferentes propósitos como é o caso da composição de bandas RGB432 (cor real), RGB543 (realce de vegetação), RGB564 (discrimina fronteira entre água/terra).

Tabela 1. Comprimento de onda e aplicações das sete primeiras bandas do Landsat 8.

	Comprimento de onda (μm)	Aplicações
Banda 1	0,45 - 0,52	Estudos costeiros e de aerossóis (Barsi et al., 2014);
Banda 2	0,52 - 0,6	Mapeamento de batimetria e distingue solo de vegetação;
Banda 3	0,63 - 0,69	Enfatiza picos de vegetação determinando a saúde das plantas;
Banda 4	0,76 - 0,9	Discrimina encostas de vegetação;
Banda 5	1,55 - 1,75	Realça o conteúdo em biomassa e as linhas de costa;
Banda 6	1,56 - 1,65	Identifica a humidade do solo e da vegetação e penetra nuvens finas;
Banda 7	2,08 - 2,35	Realiza a mesma função da banda 6 mas com melhor desempenho.

2.8.1.3. Sentinel 2

A grande disponibilidade dos dados do Landsat 8-OLI e do Sentinel 2-A MSI fez com que o campo de mapeamento de resolução média tivesse avanços bastante constantes. O *Sentinel 2-A* teve a sua data de lançamento em junho de 2015 tendo a bordo o *Multi Spectral Instrument* (MSI) que tem um ciclo orbital de 10 dias sobre uma faixa de 290 km (Drusch et al., 2012). Em relação às suas características este apresenta diferentes resoluções espaciais, contrariamente ao Landsat 8 nomeadamente de 10,20 e 60 metros, mas apresenta a mesma resolução radiométrica de 12 bit (Zhang et al., 2018). Como sensor multiespectral que é este

sensor apresenta 13 bandas refletivas, quatro nos 10 m no campo VNIR, seis nos 20 m no campo SWIR e três bandas nos 60 m (Drusch et al., 2012).

Apesar do Landsat-8 OLI e o Sentinel-2 A serem bastante semelhantes (Zhang et al., 2018) (Figura 6) estes têm diferentes resoluções espectrais e espaciais e então, excetuando certas aplicações de classificações supervisionadas, os seus dados não podem ser usados em conjunto com grande fiabilidade. Além disto, dependendo da sensibilidade da aplicação alguma correção de efeitos atmosféricos (Hagolle et al., 2015; Vermote et al., 2016; Müller-Wilm, 2016), anisotropia da refletância da superfície (Roy et al., 2016;2017) e de mau registo sensorial (Yan et al., 2016; Skakun et al., 2017; Storey et al., 2016) podem ser precisos (Zhang et al., 2018).

Algumas aplicações principais deste satélite envolvem o ordenamento do território, monitorização de águas, florestas e vegetação.

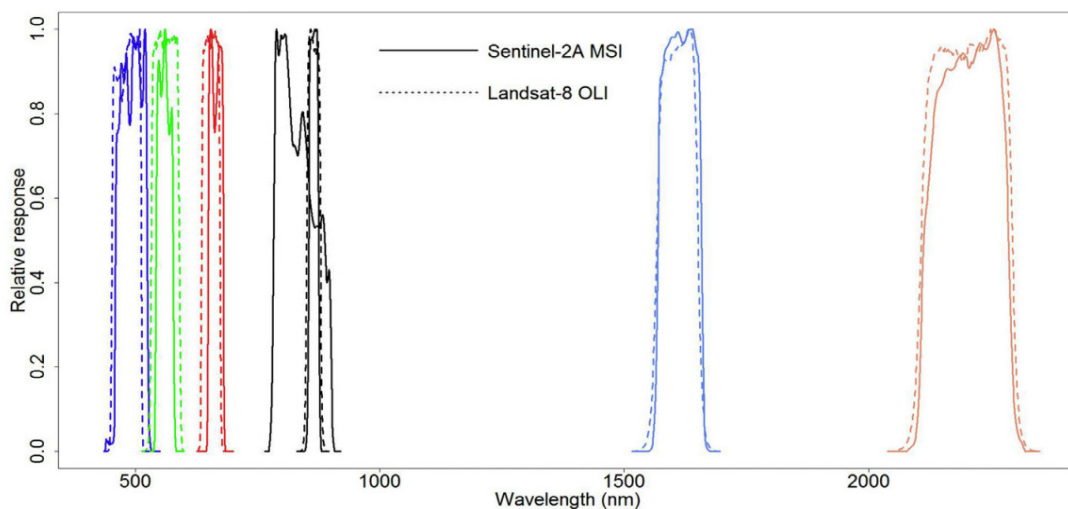


Figura 6. Resposta espectral dos sensores equivalentes do Sentinel-2 A MSI (linhas a cheio) e do Landsat 8 OLI (linhas a tracejado) retirado de Zhang et al (2018).

2.8.1.4. ASTER

O ASTER providencia várias medições espectrais e tem sido largamente utilizado em estudos geológicos (Ducart et al., 2006; Hellman & Ramsey, 2004; Hubbard & Crowley, 2005; Rockwell & Hofstra, 2008; Rowan et al., 2003; Vaughan et al., 2005, 2008; Zhang, Pamer & Duke, 2007). Possui três instrumentos separados que permitem ser um imageador multiespectral que disponibilizando observações entre o visível e o infravermelho próximo (0.4-1.0 μm), infravermelho médio (SWIR, 1.0-2.4 μm) e o infravermelho térmico (TIR, 8-12 μm) (Pour, Hashim & Park,2017).

Capítulo 3. Princípios Teóricos de Espetroradiometria

A espetroradiometria de refletância é uma técnica bem conhecida e eficaz com o fim de identificar a mineralogia de depósitos minerais em diferentes fases da exploração mineral, desde a prospeção à produção (Herrmann et al., 2001; Ducart et al., 2006; Harraden et al., 2013; Dalm et al., 2014). A análise de bandas de absorção a partir de transições eletrônicas, modos vibracionais, transferência de carga ou outros processos (Hunt, 1977) é usada para identificação mineral (Prado et al., 2016).

3.1. Aplicações

Além do mapeamento mineralógico, a análise espectral pode quantificar os minerais identificados ao correlacionar dados espectrais com dados independentes, como a fluorescência raio X (FRX) (Clark & Roush, 1984; Cudahy et al., 2009; Yang et al., 2011; Haest & Cudahy, 2012; Sonntag, Laukamp & Hagemann, 2012; Dai et al., 2013).

De acordo com Milton et al (2009), o campo da espetroradiometria, nos últimos 20 anos, tem sido uma técnica estabelecida no mundo científico da detecção remota e importante para caracterizar a refletância de superfícies naturais *in situ* de modo a suportar a calibração de sensores de satélite em plataformas aéreas. As perspectivas futuras deste campo prendem-se com a importância crescente que estes dados espectrais de campo poderão fornecer aos sistemas de monitorização e de medições de observações da Terra, especificamente através da sua assimilação em modelos numéricos. Contudo, para isto ser conseguido é essencial que os dados sejam de alta qualidade, com níveis estabelecidos de precisão e de incerteza e que os protocolos comuns sejam desenvolvidos e assegurados para que o valor dos dados seja válido a longo prazo. Através de refinamentos na metodologia, a espectroscopia no campo irá estabelecer as suas próprias credenciais como um método fiável na medição ambiental (Milton et al., 2009).

O objetivo principal desta técnica é a aquisição de dados espectrais precisos de materiais terrestres de uma localização remota. Em relação ao equipamento, os espetroradiómetros de campo foram primeiro usados para estudar a visão humana e em particular a cor da superfície terrestre do ar (Penndorf, 1956). Nos últimos 20 anos, com o desenvolvimento de sensores de satélite e de plataformas aéreas, possibilitou perceber as

interações de energia/matéria partindo de uma escala menor para uma maior. Uma das consequências deste desenvolvimento é o surgimento de diferentes metodologias em que inicialmente existem métodos que medem as propriedades espectrais de elementos individuais como minerais. Num passo posterior surgem métodos designados a medir a refletância de áreas da superfície terrestre organizados em grandes superfícies de solo ou em copas de árvores e, por último, existem métodos para a calibração de sensores e correção atmosférica necessários para igualar a escala espacial dos dados de espectroscopia de campo. Este campo também tem um importante papel contínuo na educação e no treino de cientistas de deteção remota sendo um bom método de “aprender ao fazer” (Milton et al., 2009).

3.2. Características da espectralradiometria

As imagens obtidas pelos espectralradiómetros diferem das imagens por equipamentos multispectrais como sensores tais como o OLI e o TIRS, pelo número adquirido de dados ser normalmente acima dos 40, com 1-2 nm de comprimento e contíguos possibilitando a extração de dados espectrais numa escala que pode ser diretamente comparada com espectros semelhantes obtidos tanto no campo como no laboratório (Van der Meer, 2002).

Outros nomes estão associados a este campo de deteção remota nomeadamente imageamento por espectralmetria, imageamento por espectroscopia e deteção remota hiperspectral em que, apesar das designações serem diferentes, para a comunidade de deteção remota trata-se do mesmo, ou seja, é a aquisição de imagens em centenas de bandas espectrais contíguas e registradas em que para cada elemento da imagem é possível extrair um espectro de refletância completo (Goetz, 1992). As vantagens com essa extração de grandes quantidades de informação através dessas contíguas bandas espectrais é que permitem simular os dados espectrais de refletância ou de radiância adquiridos no campo e realizar comparações cruzadas a dados de campo de modo a usar em várias aplicações (Van der Meer et al., 2012).

3.3. Limitações

Algumas limitações destas técnicas prendem-se com os desafios de adquirir dados com qualidade suficiente no que toca ao SNR (*Signal to Noise Ratio*)¹ e tem sido um problema de aquisição destes dados por plataformas aéreas. A identificação litológica baseada unicamente na interpretação de assinaturas espectrais lidas nos comprimentos de onda VNIR a SWIR é restrita pois objetos diferentes situados na superfície ou homogêneos podem ter características espectrais semelhantes devido à falta de evidentes características espectrais (Wei, Liu & Liu, 2016)

Os custos elevados de equipamentos de espectroradiometria significam que a maior parte das medições são de “*single beam*”, ou seja, o mesmo instrumento é usado para medir a radiância espectral de um alvo e do painel de referência (Figura 7) (Milton et al., 2009).

A maior parte dos espectroradiómetros incidem na resolução espectral VNIR (350-1000 nm), sendo esta uma limitação instrumental pois comparando os dados obtidos com os dos sensores de satélite Landsat 8 e Sentinel 2 não é possível a construção de um gráfico de refletância nas 7 bandas do satélite.

Spectroradiometer	Spectral region		Optical input ^a		Sensing method		Integral data storage ^b	Wireless comms	Comment	Manufacturer ^f
	VNIR 350– 1000 nm ^c	SWIR 1000– 2500 nm ^d	Lens	Fibre-optic	Single-beam	Dual-beam ^e				
FieldSpec HandHeld	•		•		•					Analytical Spectral Devices Incorporated (http://www.asdi.com)
ASD FieldSpec Pro FR	•	•			•	•				
ASD FieldSpec3	•	•			•	•		•	The FieldSpec3 is a development of the FieldSpec Pro FR. Miniature spectroradiometer. Modular system with a wide range of optional accessories.	Ocean Optics (http://www.oceanoptics.com/)
Ocean Optics HR4000/USB2000	•				•	•				
UniSpec-SC	•				•	•				PP Systems (http://www.ppsystems.com/)
UniSpec-DC	•				•		•			
GER1500	•		•		•	•	•			Spectra Vista Corporation (http://www.spectravista.com/)
GER2600	•	•	•		•					
GER3700	•	•	•		•					
SVC HR-1024	•	•	•		•		•	•	Employs a PDA with sunlight-readable screen	
PIMA SP ^g		•			•		•		On-board data processing for mineral identification	Integrated Spectronics (http://www.intspec.com/)

Figura 7. Vários espectroradiómetros de campo e suas características técnicas (Milton et al., 2009).

¹ Quantidade de sinal registado de pixéis de útil informação. A um menor SNR corresponde uma maior distorção ou ruído da informação obtida.

Capítulo 4. Caracterização da área de estudo

4.1. Enquadramento geográfico e morfológico

A área em estudo enquadra-se na região centro de Portugal na região das Beiras no distrito de Coimbra intersectando os Concelhos de Vila Nova de Poiares a norte, Miranda do Corvo a sudoeste e Lousã a sudeste.

A bacia da Lousã tem relevância devido ao seu registo geomorfológico e sedimentar (Daveau, Birot & Ribeiro, 1986; Cunha, 1992) e também pela sua posição peculiar relacionada com as cristas quartzíticas e a falha de direção predominante NE-SW delimitando-a da Cordilheira Central (Pereira et al., 2015). De modo a ter uma visão geral das características geomorfológicas envolventes da área de estudo e tendo como referência o Observatório do Parque Eólico de Vila Nova observam-se vales incisivos com retalhos devido à prática agro-florestal (Figura 8).



Figura 8. Características morfológicas envolventes a partir do Observatório do Parque Eólico de Vila Nova. Um segmento do Grupo das Beiras encontra-se identificado. Localidade do Casalinho representada demarcando o limite entre o Grupo das Beiras e o Granito de Vila Nova.

Na zona em questão quanto à ocupação do solo predominam áreas florestais, seguido de áreas agrícolas e por último áreas artificiais/urbanas condicionando a utilização de técnicas de deteção remota tanto para a área de estudo como na generalidade do território português.

Em relação à ocupação humana abrangida pelos concelhos referidos anteriormente, através de dados obtidos no Instituto Nacional de Estatística (2014) com base nos Censos realizados em 2011, este território apresenta 37.575 habitantes com idades compreendidas entre os 0-85 anos. A maior parte desta (46%) é proveniente do Concelho da Lousã, seguido de 34% de Miranda do Corvo e 20% de Vila Nova de Poiares.

Através do Modelo Digital de Terreno (MDT) pode-se visualizar a elevação do terreno e o declive. Estes fatores estão intimamente interligados como se verifica pela Figura 9 pois condicionam a mobilidade da população, a produção de cartografia geológica da área e a obtenção e análise de dados de satélite. Os valores de hipsometria variam entre os 30 e os 1200 m registando o seu máximo no ponto geodésico do Castelo de Trevim aos 1190 m (Tavares et al., 2014) e o mínimo no curso do Rio Ceira (Figura 9.a) sendo uma característica constante. Contrariamente, o declive tem variações mais acentuadas de local para local podendo atingir valores superiores a 52% ao longo de certas faixas na Serra da Lousã e na freguesia de Carvalho com valores intermédios na ordem dos 23-36% (Figura 9.b).

De acordo com a classificação de Koppen-Geiger a área enquadra-se num clima temperado com inverno chuvoso e verão seco pouco quente (Csb) apresentando uma precipitação anual entre os 1000 a 1600 mm, uma humidade do ar entre 65-80% e temperaturas médias anuais entre os 7,5 e 15°C. As características montanhosas mais presentes na bacia da Lousã afetam a distribuição da temperatura e da precipitação nesta zona (Tavares et al., 2014).

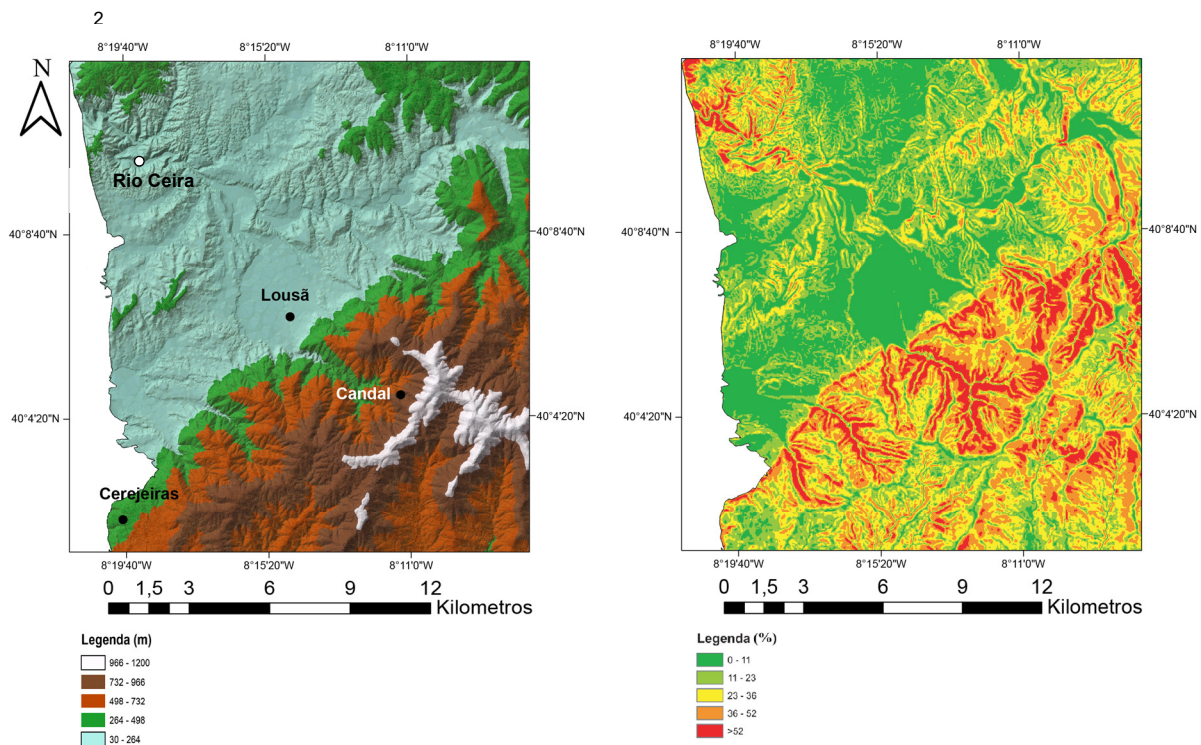


Figura 9. MDT e declive da área de estudo.

² Grelha de coordenadas em sistema de coordenadas projetadas WGS 84 UTM (29 N).

4.2. Geologia e litostratigrafia

O Grupo das Beiras possui várias designações ao longo do tempo inicialmente designava-se por Formação Xistosa das Beiras (Delgado, 1905), Xistos da Beira (Schermerhorn, 1955) e Complexo Xisto Grauváquico ante-ordovício (Carrington da Costa, 1950) tendo sido esta designação aceite em larga escala na literatura da comunidade científica geológica. Mais recentemente a sucessão foi designada por Supergrupo Dúrico-Beirão (Silva et al., 1987; 1989) estando subdividida no Grupo do Douro e no Grupo das Beiras em que o último tem idade correspondente ao Neoproterozóico superior (Soares, Marques & Sequeira, 2007) mais particularmente do Ediacárico com datações realizadas a partir de zircões na área de Penacova entre os 578-560 Ma e 549.6 ± 4.4 Ma (Pereira et al., 2012).

Esta unidade possui um registo sedimentar com uma megassequência litoestratigráfica turbidítica de alimentação detrítica assente em leques submarinos. As sequências flyshóides aflorantes do Grupo das Beiras na Zona Centro Ibérica (ZCI) (Figura 10) consideram-se homogéneas, constituídas principalmente por alternâncias espessas de metagrauvaques e xistos com espessura quilométrica com intercalações pouco comuns de quartzitos e metaconglomerados.

Em termos geográficos, o Grupo das Beiras encontra-se com boa representação a sul do alinhamento S. João da Madeira, Viseu e Serra da Malcata (Oliveira et al., 1992).

Ao longo dos anos várias definições foram descritas desta unidade em que destaque Sousa (1982); Silva et al. (1988) e Sequeira (1991; 1993). Através destes autores, o Grupo das Beiras encontra-se segmentado, informalmente, em quatro unidades principais, em que da base para o topo identifica-se a Fm. Malpica do Tejo, Fm. De Perais, Fm. De Rosmanihal e Fm. De Alameda (Oliveira, 1992) não existindo um consenso em Portugal sobre a sua estratigrafia (Meireles, Castro & Ferreira, 2014). Estudos de Silva et al (1995; 1996) admitiram a exclusão da Fm. De Perais e de Rosmanihal do Grupo das Beiras definindo-as apenas como variações laterais da Fm. De Malpica do Tejo. Na região norte e sudeste da área de estudo distribui-se a sucessão de Malpica do Tejo na Formação de Caneiro (base) e na Formação de Boque Serpins (topo) (Figura 11) sendo equivalentes dos membros inferior e superior da mesma (Sequeira & Sousa, 1991).

A Fm. De Caneiro é a unidade aflorante da base do Grupo das Beiras formada sobretudo por metagrauvaques dispostos em bancadas decimétricas a métricas, com alternâncias de metapelitos de menor expressão. As bancadas decimétricas podem apresentar figuras sedimentares de interior de bancada, graduação, escavamentos e figuras de base de bancada, escavamentos, figuras de carga e estruturas em chama. À medida que se passa da base para o topo da formação destacam-se as bancadas pelíticas com maior teor

de quartzo, comparativamente à Fm. De Caneiro, encontrando-se agregadas com filitos carbonosos e pirite (Soares et al., 2007). A Fm. De Boque Serpins na passagem entre a Fm. De Caneiro apresenta ocasionalmente metapelitos laminados, grafitosos com níveis piritosos sendo uma formação essencialmente pelítica com características semelhantes à anterior, com intercalações de metagrauvaques (Sequeira & Sousa, 1991).

Na fronteira entre a ZCI e a Zona de Ossa Morena (ZOM) afloram oito pequenos corpos graníticos ante-variscos em que para o estudo destaca-se o Granito de Vila nova e o Granito do Coentral (Gomes, 1990; Gomes, Pereira & Macedo, 1991) que intruem os metassedimentos referidos do Grupo das Beiras produzindo largas auréolas de metamorfismo de contacto influenciadas pelas famílias de falhas presentes na área. Este metamorfismo de contacto faz desenvolver certas rochas nomeadamente corneanas e filitos mosqueados com porfiroblastos de cordierite e andaluzite clivados por deformação varisca (Gomes et al., 2007). Foi efetuado um estudo geocronológico destes dois plutonitos por Rb-Sr indicando uma idade absoluta de 506 ± 14 Ma (Abranches & Canilho, 1981). Um estudo mais recente utilizou métodos de datação U-Pb a partir de zircões detríticos para o plutonito de Vila Nova (Reis, Silva & Antunes, 2010) determinando a idade do mesmo de 541.2 ± 0.8 Ma. O constituinte do plutonito de Coentral é um granito leucocrata de duas micas que possui megacristais de feldspato potássico numa matriz granular de grão médio a fino. Minerais primários como o feldspato potássico, plagioclase, quartzo, micas (biotite e moscovite) e acessórios como a turmalina, zircão, esfena, apatite, ilmenite e rutilo completam a sua composição mineralógica (Gomes et al., 2007). O plutonito de Vila Nova é uma rocha granítica peraluminosa heterogénea constituída por quartzo, microclina, albite-oligoclase, moscovite, biotite, apatite, zircão, monazite, rutilo, pirrotite, magnetite, ilmenite, pirite e turmalina (Reis et al., 2010).

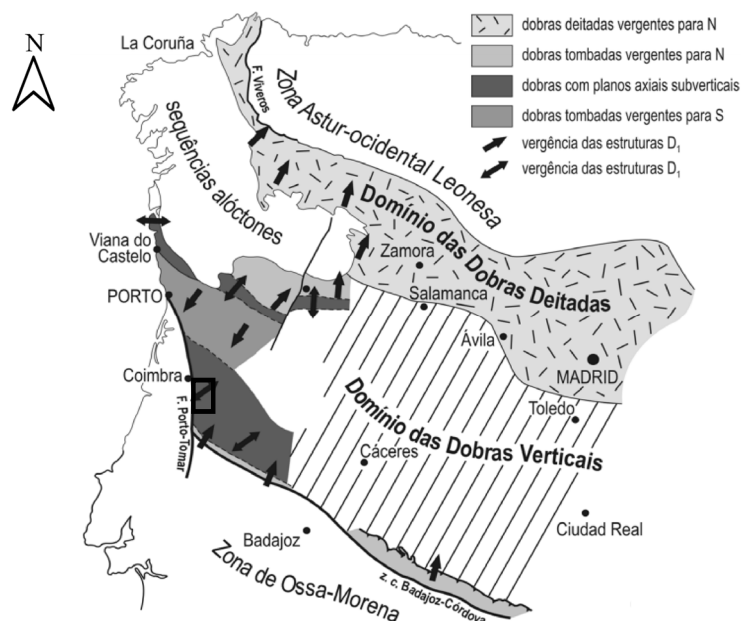


Figura 10. Principais domínios estruturais do autóctone da ZCI. Divisão em Portugal parcialmente baseada em Dias & Ribeiro (1998) e de Espanha adaptada de Diez Balda et al (1990). □ – Área de estudo (aproximada).

3

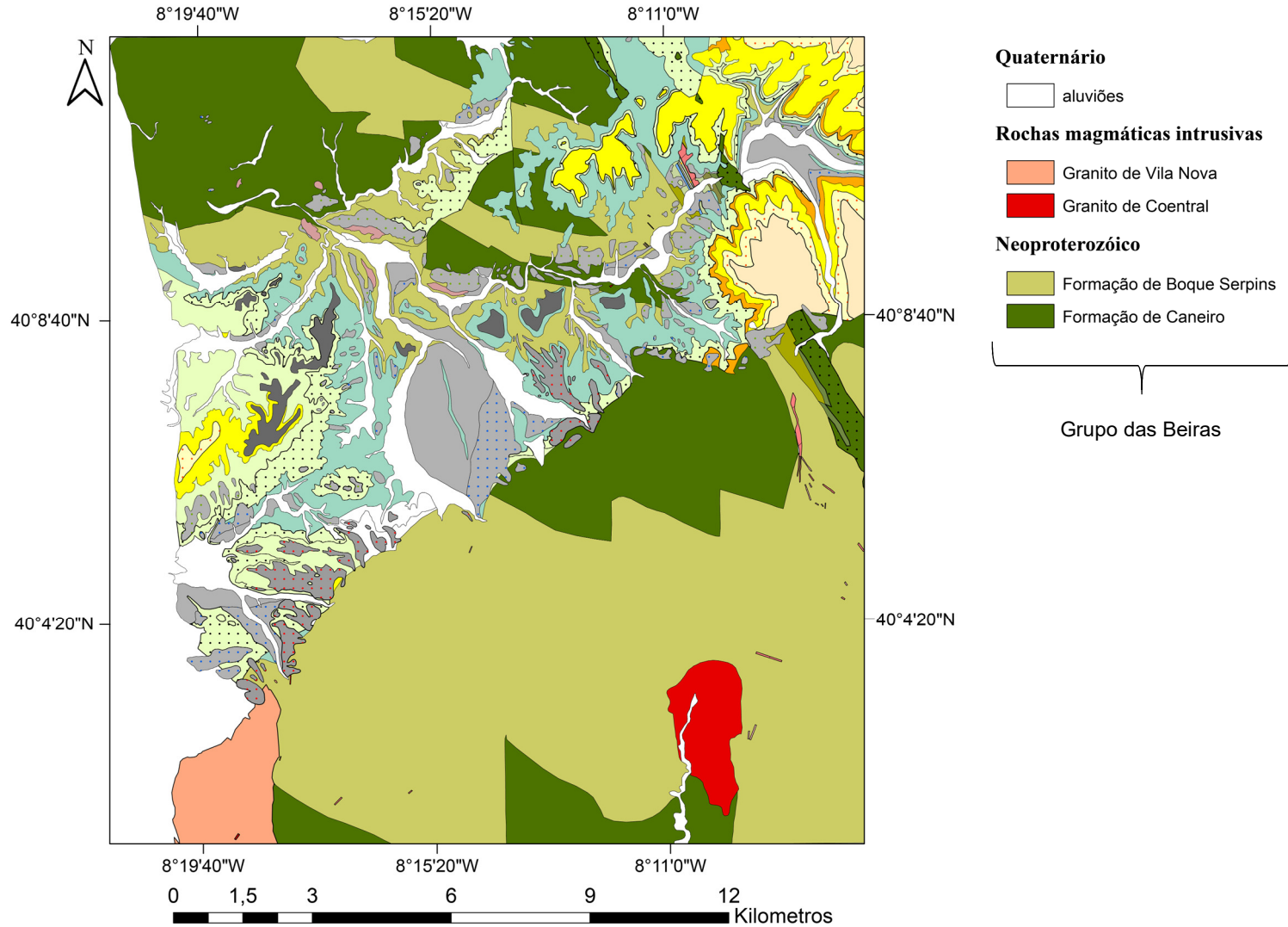


Figura 11. Mapa geológico simplificado. Adaptado da Carta Geológica 19-D (Coimbra-Lousã) à escala 1:50.000 (Soares et al., 2005).

³ Por estarem com a mesma cor, não confundir a seção Oeste da área de estudo não vetorizada por aluviões.

4.3. Pedogénese e uso e ocupação do solo

O uso e a ocupação do solo de acordo com autores como García-Ruiz (2010); Kosmas et al. (1997); Mitchell (1990) causam impacto na intensidade de deslizamentos e na erosão dos solos em que, quando gerida pobremente aumenta o risco de erosão por processos hídricos (Dunjó, Pardini, & Gispert, 2004). Algumas das justificações para tal envolvem más práticas de agricultura, deflorestação e incêndios florestais (Grimm, Jones & Montanarella, 2002; Yassoglou et al., 1998). Por vezes, a falta de conhecimento do tipo de solo em que se está a realizar uma certa atividade traz grandes consequências ambientais para a comunidade envolvente sendo importante a identificação do melhor uso do solo para se realizar a sua ocupação. Tendo em consideração o uso de dados de classificação do Corine Land Cover (CLC,2012) da Agência Europeia do Ambiente criou-se um mapa temático para a área de estudo em específico (Figura 13) em que a partir da conversão de códigos numéricos em classes de ocupação de solo, identificam-se as classes com maior representatividade e aquelas mais particulares. Representaram-se dezoito classes com diferente representação cartográfica em que predomina a classe correspondente à floresta e áreas semi-naturais (278,2 km² – 81,5%) seguido da classe áreas agrícolas (56,0 km² – 16,4%) e, por fim, a classe das áreas artificiais (7,2 km² – 2,1%) (Tabela 2). Algumas espécies na área de estudo que estão representadas são o carvalho (*Quercus faginea*), sobreiro (*Quercus suber*) e o pinheiro bravo (*Pinus pinaster*).

Os solos apresentam uma complexidade a três dimensões refletindo na sua constituição várias variáveis tais como o clima, vegetação, fauna, ações antrópicas, topografia, contexto geológico e o tempo disponível para a sua formação (FAO,2001),

Na área especificada para o estudo observa-se que os solos presentes por ordem decrescente de representatividade são os Cambissolos (norte, sul, este), Fluvisolos (oeste) e Litossolos (sul) de acordo com a classificação da FAO/UNESCO (FAO,2006) (Figura 12). No que toca à distribuição mundial de solos os cambissolos são o tipo de solo com maior representatividade, os fluvisolos têm ocorrências em todos os continentes e em todo o tipo de clima e, por último, os litossolos encontram-se desde os trópicos às regiões polares, desde o nível médio do mar às montanhas altas, apresentando-se como o solo com maior extensão do mundo.

Em relação à pedogénese presente na área de estudo, os cambissolos são solos recentes, pouco desenvolvidos e com reduzida formação de argila e geralmente estão identificados em zonas montanhosas onde o principal fator de desenvolvimento

pedogénico é o clima e a altitude (Schaeztl & Anderson, 2009). Os cambissolos húmicos caracterizam-se por terem um horizonte com grande acumulação de material orgânico e com baixa saturação na camada superficial. De seguida, os fluvisolos desenvolvem-se em depósitos aluviais perto de leitos de rio em ambientes marinhos ou lacustres em que a deposição sedimentar é gerida por um circuito complexo entre as rochas, relevo e clima apresentando características que refletem o transporte/deposição sedimentar e também o desenvolvimento pedogénico *in situ*. Por último, os litossolos encontram-se em duas situações: ou são solos muito superficiais jovens sobrepostos a substrato rochoso não alterado ou encontram-se a maiores profundidades tendo um grão muito grosseiro na sua composição constando em particular nas regiões montanhosas.

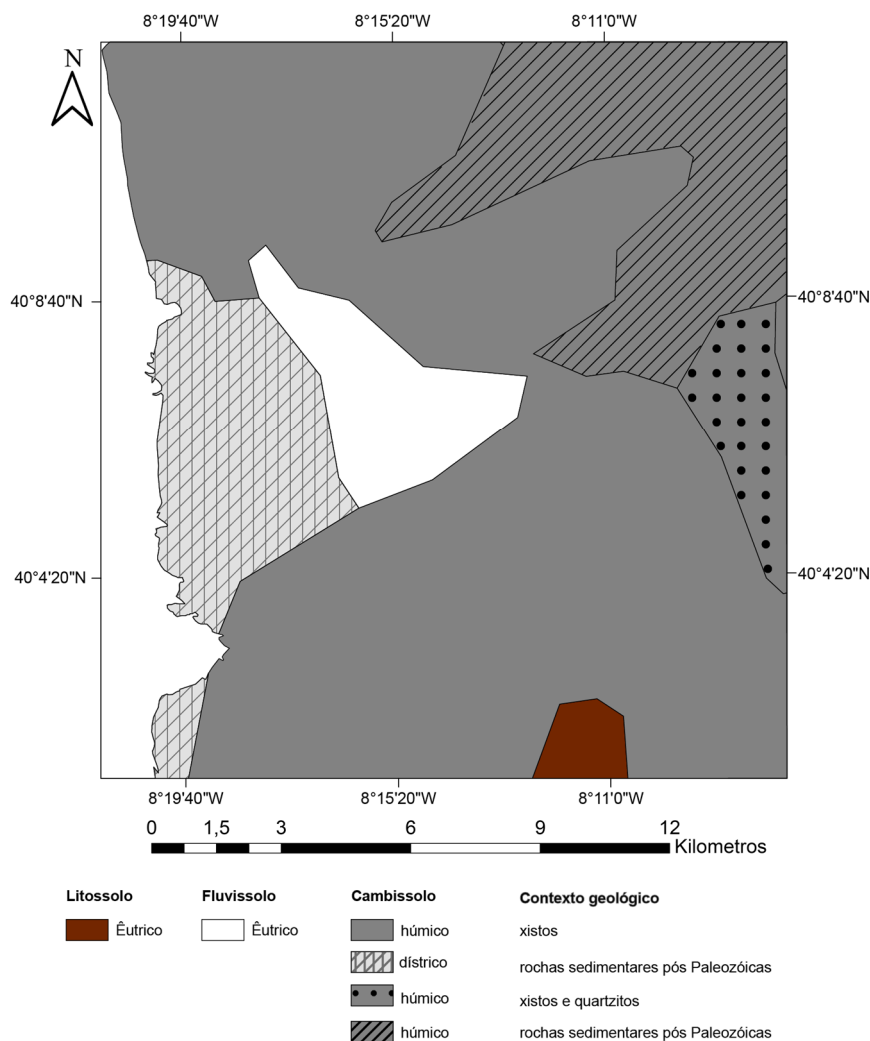


Figura 12. Principais tipos de solos à escala 1:1.000.000 do Atlas do Ambiente (adaptado de SNIAMB, 2019).

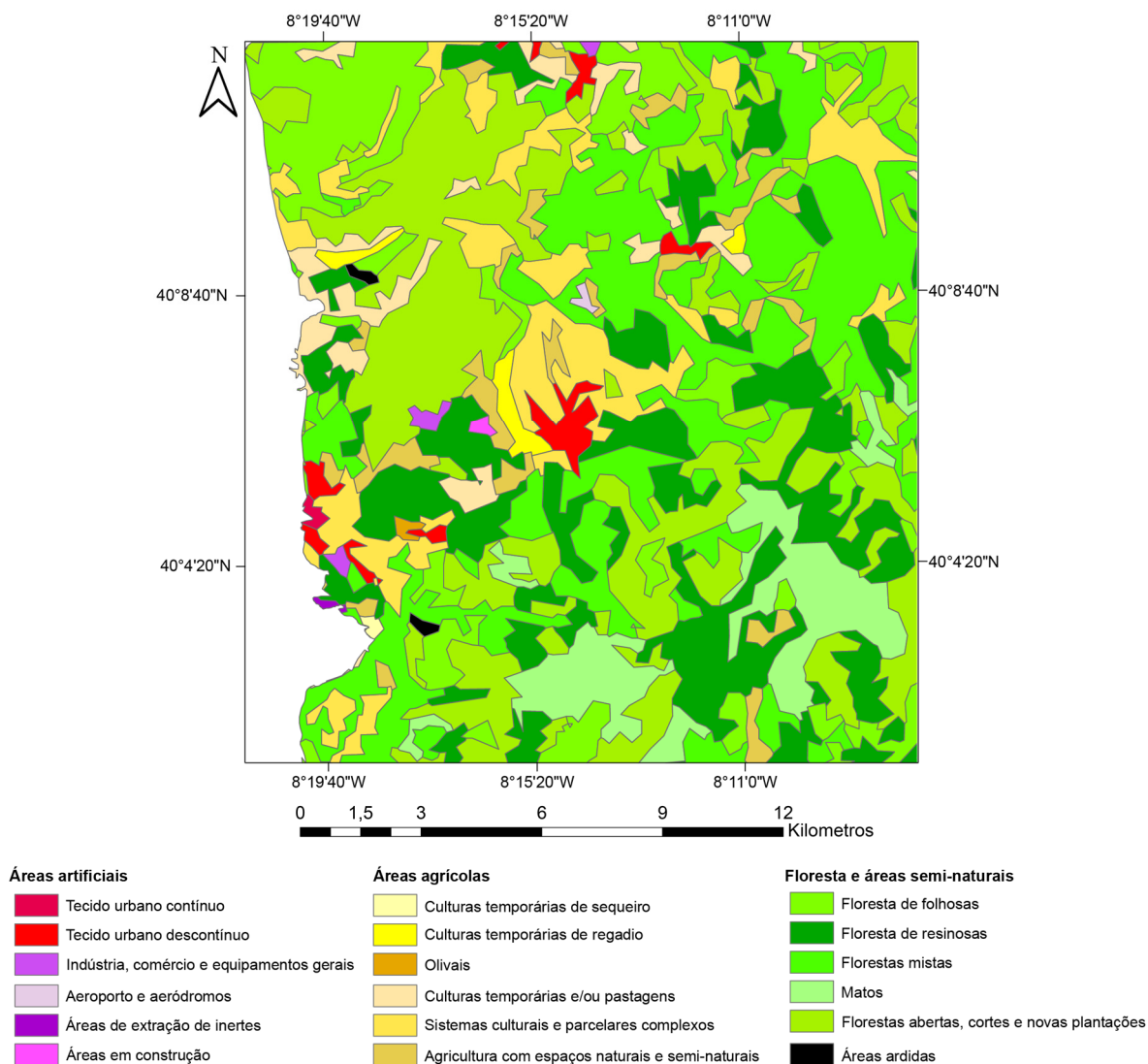


Figura 13. Uso e ocupação do solo na área estudada (adaptado de CLC, 2012).

Tabela 2. Termos classificativos da ocupação do solo na área em estudo e área ocupada.

Códigos	Corine Land Cover	Área (km ²)
	Classes e subclasses	
1	Áreas artificiais	7,2
111	Tecido urbano contínuo	
112	Tecido urbano descontínuo	
121	Indústria, comércio e equipamentos gerais	
124	Aerportos e aeródromos	
131	Áreas de extração de inertes	
133	Áreas em construção	
2	Áreas agrícolas	56,0
211	Culturas temporárias de sequeiro	
212	Culturas temporários de regadio	
223	Olivais	
241	Culturas temporárias e/ou pastagens associadas a culturas permanentes	
242	Sistemas culturais e parcelares complexos	
243	Agricultura com espaços naturais e semi-naturais	
3	Floresta e áreas semi-naturais	278,2
311	Floresta de folhosas	
312	Florestas de resinosas	
313	Florestas mistas	
322	Matos	
324	Florestas abertas, cortes e novas plantações	
334	Áreas áridas	

4.4. Recursos minerais

Os recursos geológicos e minerais estão presente de um modo constante na vida do ser humano em que, sem estes, certas comodidades do estilo de vida moderno eram limitadas. Do mesmo modo que os recursos são importantes para uma entidade individual, estes também o são para o desenvolvimento de um local ou região potenciando empregabilidade, investimento e prosperidade à mesma. Então, entende-se que o acesso a estes recursos minerais primários é indispensável do ponto de vista socio-económico, tendo sempre presente o conceito de desenvolvimento sustentável e de práticas que potenciam a reciclagem e reúso destes capitais.

De modo a responder a esses problemas, as interligações entre as práticas de exploração de recursos minerais com o desenvolvimento de políticas de ocupação do solo poderão ser a solução, propondo relacionar as necessidades do presente e futuras dos habitantes e dos sistemas naturais dos quais estes dependem (Lopes et al., 2018). Com o devido planeamento, é possível antecipar impactos e conflitos entre estas duas disciplinas nomeadamente avaliar os impactos em recursos naturais que sustentam a vida e realizar estimativas para prevenir a afetação em excesso e/ou a degradação dos recursos naturais (Meadows et al., 1972; WCED, 1987; Munasinghe, 1993). Um enquadramento legal específico e estruturado que aborde estas questões é necessário, não só em relação à exploração dos recursos minerais, mas também à sua remediação e reabilitação, nas políticas e práticas da organização e planeamento do uso da ocupação do solo.

Na área de estudo ocorrem no total cinco ocorrências minerais (SIORMINP, 2019) (Figura 14). Três correspondem a ocorrências com mineralizações principais de ouro (Au) associadas a rochas detríticas, uma localizada na Foz do Arouce e as duas restantes no Rio Ceira e em Vila Nova do Ceira. Ocorre uma mineralização de chumbo (Pb) e zinco (Zn) do tipo filoniano na seção mais a NW da área de estudo mais concretamente em Zorro. Por último, ocorre uma mineralização de caulino perto da localidade de Alveite Pequeno em que o caulino sedimentar encontra-se associado a uma unidade geológica detrítica do Plio-Plistocénico.

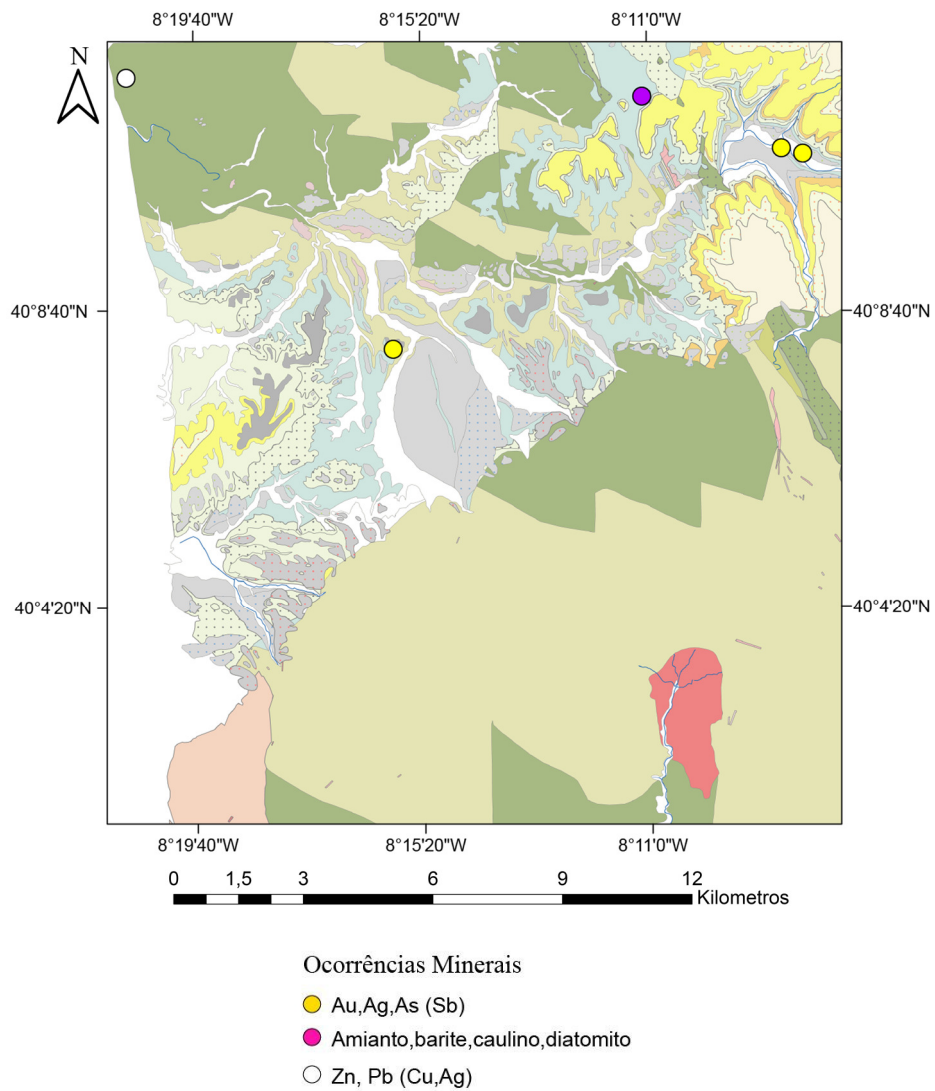


Figura 14. Ocorrências minerais identificadas na área de estudo. Adaptado de SIORMINP (2019).

Capítulo 5. Materiais e métodos

Neste capítulo exponho toda a metodologia seguida no trabalho representada pela forma de um fluxograma resumido de todos os processos realizados (Figura 15).

A metodologia apresentada tem por base realizar a comparação entre assinaturas espectrais de campo e de satélite, neste caso o Landsat 8. Para realizar esta comparação é necessário seguir dois caminhos distintos: efetuar amostragem de campo e analisar imagens de LS8. A amostragem de campo dados *in situ* irá produzir assinaturas hiperespectrais enquanto que o processamento de imagens de LS8 assinaturas multiespectrais. Para além dos espectros obtidos em ambos os caminhos, a partir da recolha de amostras, seguiu-se uma metodologia para obtenção de dados geoquímicos por Fluorescência de Raios X caracterizando as amostras recolhidas, complementando todos os dados referidos anteriormente. Após a obtenção dos dados, realizaram-se testes estatísticos nomeadamente ANOVA e Tukey-Kramer para os dados de refletância multiespectrais de LS8 para, numa perspetiva inicial, identificar que combinações de dados são diferentes entre si. De forma a realizar a correlação dos dados hiperspectrais com multiespectrais realizou-se o teste de Pearson para se perceber quais as correlações mais ou menos lineares entre dados de campo (mão e moída) com dados de LS8.

Numa fase final realizou-se um modelo de classificação com os dados de refletância multiespectrais recolhidos num perfil da área de estudo de modo a classificar, através de métodos de *machine learning*, um conjunto de dados relevantes para o estudo.

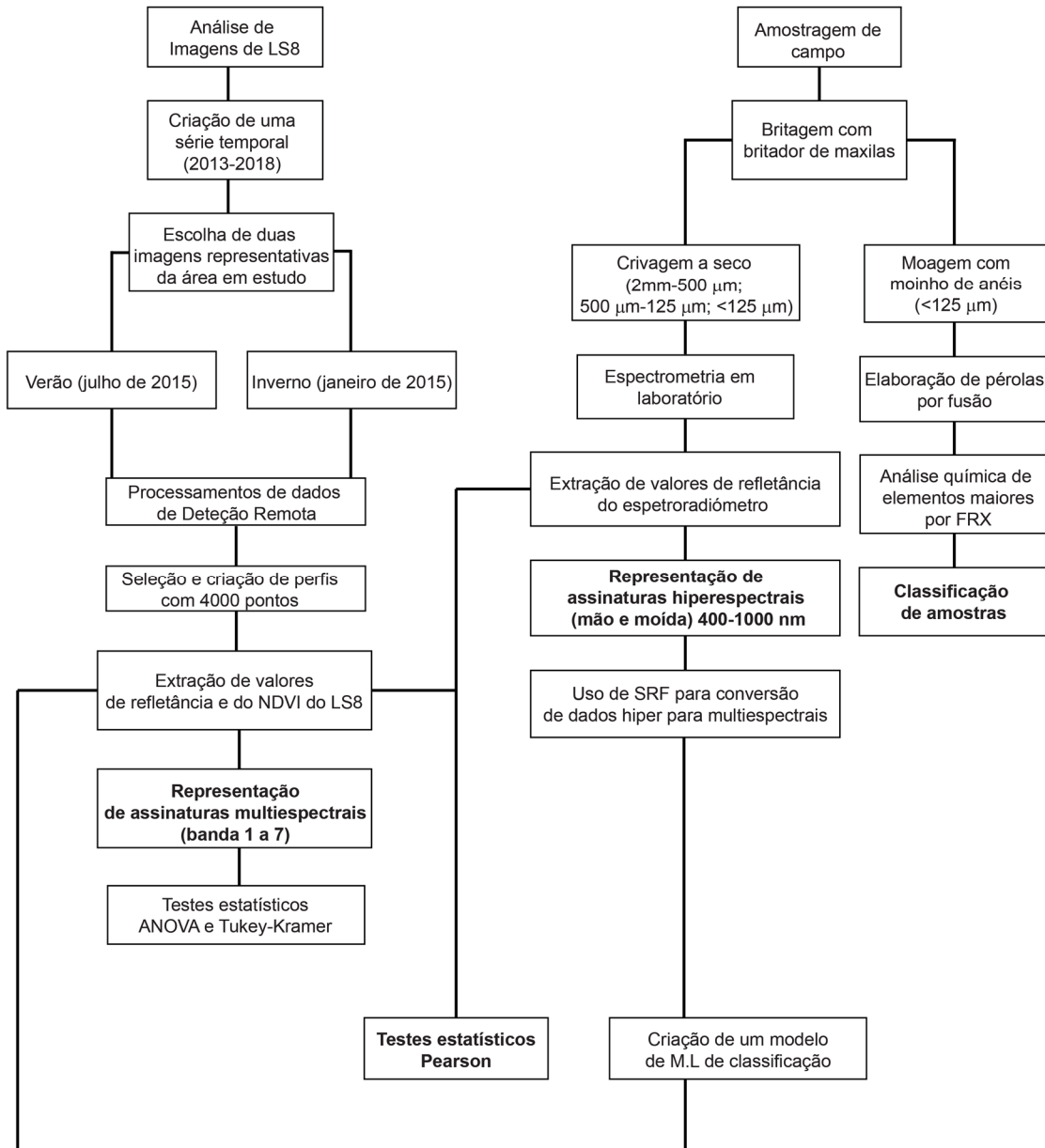


Figura 15. Fluxograma da metodologia adotada.

5.1. Seleção dos locais de estudo no campo e amostragem

Realizou-se em gabinete uma pré-seleção de vários locais de observação com certas características essenciais tais como a facilidade de acessos automóvel e pedestre, alta densidade de afloramento, baixa cobertura florestal/vegetação e com remobilizações de terreno, para compensar a falta de recolha de informação em locais dificilmente inacessíveis ou com poucos afloramentos. Os locais de interesse foram definidos utilizando a Carta Geológica 19-D e imagens de satélite como base para a seleção (Figura 16).

Depois de selecionados os locais, procedeu-se à amostragem com recolha de solo e rocha. Estas encontram-se medianamente meteorizadas de modo a corresponder com maior aproximação à informação de refletância recolhida por sensores de satélite. As amostras de solo foram recolhidas nos afloramentos evitando a recolha no topo deste devido à presença de horizontes de solo com material orgânico através de uma pá apropriada cuidadosamente limpa.

Depois de cada recolha, para evitar contaminações, tanto as amostras de solo como as de rocha foram colocadas em sacos de plástico devidamente selados. Dos vinte e seis pontos de amostragem realizados, quatro situam-se na porção noroeste da área de estudo, próximos da freguesia de Carvalho a aproximadamente 2-3 km a sul desta. Dos restantes vinte e dois, dois situam-se a 2,5 km a sul da freguesia da Lousã e os outros num intervalo de 2-6 km a este da freguesia de Cerejeiras.

A amostragem dos metassedimentos tiveram como objetivo obter amostras com maior ou menor carácter pelítico, influenciando a composição geoquímica da mesma, nomeadamente em SiO_2 e Al_2O_3 . Para garantir esta variabilidade, recolheram-se amostras alguma distância entre si para se identificar a variabilidade litológica existente ao longo do perfil e em zonas tanto inclusas como exclusas do metamorfismo de contacto afetando os metassedimentos.

As coordenadas geográficas foram registadas com o GPS Mobile Mapper 50 em unidades WGS 84 na área NUTM (Universal transverse Mercator) 29 com um erro associado inferior a 1 m (ver Anexo III – Localizações geográficas dos pontos amostrados).

4

Amostragem

● Não afetadas por metamorfismo de contacto

● Afetadas por metamorfismo de contacto

Número das amostras

□ JP1.1 - JP1.2

□ JP1.3 - JP1.6

□ JP2.1 - JP2.12

□ JP1.13 - JP1.18

Estruturas geológicas

— Falha

- - - Falha provável

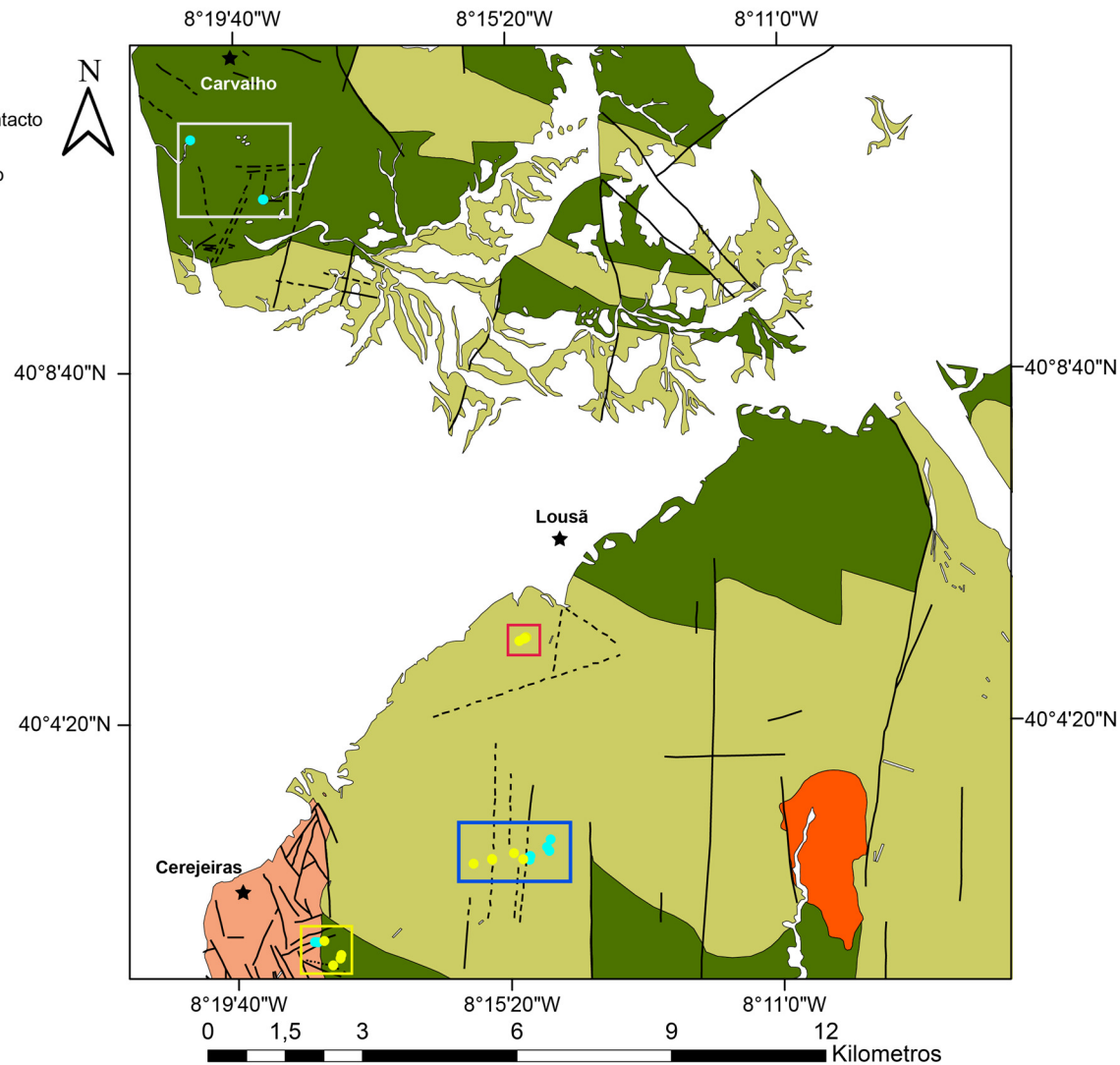


Figura 16. Locais da amostragem e freguesias da área com proximidade representadas.

⁴ Unicamente representadas as litologias referentes ao Grupo das Beiras (NBs,NCa) e aos dois granitos (GCo e GVn).

5.2. Recolha e processamento das imagens de satélite

As imagens de satélite usadas no estudo foram as do Landsat 8 de nível 2 com resolução espacial de 30 m possuindo as necessárias correções atmosféricas, geométricas e georreferenciação para utilizar os dados de refletância à superfície. Foram recolhidas imagens com cobertura de nuvens próximas de zero, de 2014 a 2018 para os meses secos de junho a agosto, e imagens de 2013 a 2018 para os meses de húmidos de outubro a janeiro (*Path 204 / Row 32*) num total de 12 imagens. A partir de essas 12 imagens de LS8 selecionaram-se duas de 2015: janeiro (inverno) e julho (verão). Todas as imagens encontram-se georreferenciadas na zona UTM 29 Norte projetadas no sistema de coordenadas WGS 84 e obtidas pelo *USGS Earth Explorer data portal* (USGS, 2019) ⁵.

Criaram-se oito perfis ao longo de cada imagem: sete perfis paralelos entre si (perfil 1-7) e um transversal (perfil 8) de modo a intersetar o máximo de litologias possíveis com interesse para o estudo (Figura 17). Os perfis contêm no total 4000 pontos correspondentes a pixéis nas imagens de satélite estudadas. Os pontos foram criados a 30 m entre si ao longo de cada perfil em consequência da resolução espacial do Landsat 8. Estes perfis foram construídos através do *Arcgis* havendo a extração de valores de refletância cujos procedimentos encontram-se explicados na Figura 18.

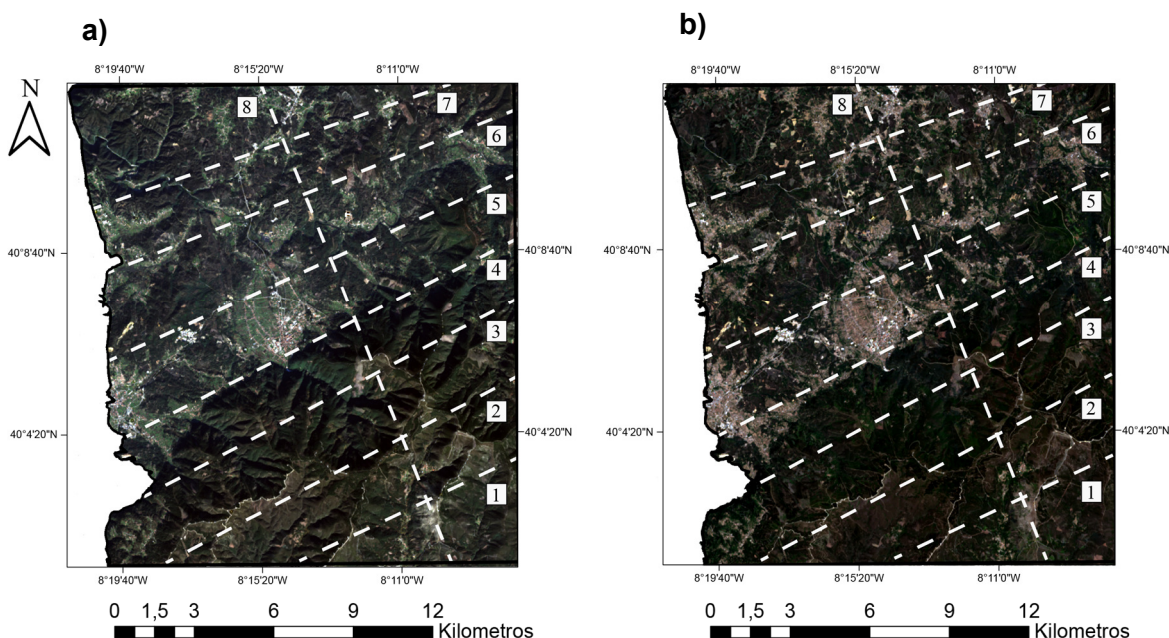


Figura 17. Perfis criados em compósitos de cor real (RGB 432) de Landsat 8. a) janeiro de 2015; b) julho de 2015.

⁵ Ver anexo II – Características das imagens de satélite obtidas.

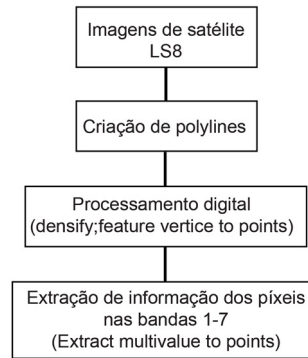


Figura 18. Etapas para extração de informação de refletância das imagens dos perfis criados do LS8.

Extraíram-se pontos dos 8 perfis realizados para as quatro litologias presentes para o estudo (NBs,NCa,GCo,GVn). Estes pontos com valores de refletância servem como base para realização de resultados para o estudo em questão utilizando testes estatísticos para o efeito. Os perfis apresentam certas distinções entre si em que os perfis 1, 2 e 7 são mais influenciados pela vegetação e os perfis 4 e 5 têm grande influência da ocupação antrópica. Estes fatores influenciam os valores de refletância por satélite pelo que é necessário ter atenção aos perfis utilizados para que estes efeitos sejam reduzidos e os dados obtidos sejam de maior confiança.

Para a produção de informação a partir do processamento de imagens de satélite com o objetivo de fornecer informação auxiliar para interpretações pertinentes ao trabalho, utilizaram-se um conjunto de técnicas em determinadas bandas multiespectrais do LS8 nomeadamente a ACP (análise de componentes principais) e o NDVI (*Normalized Vegetation Index*).

Técnicas como a criação de ACP têm sido populares desde os anos 90 (Chavez, Side & Anderson, 1991; Yesou, Besnu & Rolet, 1993) para o pré-processamento de imagens de satélite. A ACP é uma técnica estatística multi-variável usada para melhorar e separar diferentes tipos de assinaturas espectrais do *background* (Gabr, Ghulam & Kusky, 2010; Moradi et al., 2014) diminuindo a redundância de dados correlacionados aplicando uma transformação linear (Ali & Pour, 2014; Mia & Fujimitsu, 2012). Neste trabalho a ACP foi realizada no total das 7 bandas multiespectrais do LS8.

O NDVI foi desenvolvido por Rouse et al (1974) de modo a funcionar como uma métrica de satélite para detetar mudanças nos píxeis relacionados com o vigor da vegetação.

$$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RED})}{(\rho_{NIR} + \rho_{RED})} \quad (5.1)$$

A variável ρ_{NIR} é a medida da refletância no comprimento de onda do infravermelho próximo e o ρ_{RED} é a medida da refletância no comprimento de onda do visível na região do

vermelho. Ao se identificarem áreas com maior ou menor presença de vegetação torna-se uma mais valia para o estudo, pois destacam-se as zonas que apresentam maiores desafios à obtenção de valores de refletância da superfície de solo

5.3. Atividades laboratoriais

Os procedimentos laboratoriais dividem-se em três objetivos principais: análise espectral de amostra de mão, análise espectral de amostra moída em três intervalos granulométricos: [(2mm-500 μm ; 500-125 μm ; <125 μm)] e análise geoquímica de elementos maiores. A metodologia escolhida intenciona obter dados hiperespectrais que permitam avaliar a influência da granulometria nas assinaturas espectrais. Com a geoquímica de elementos maiores pretende-se relacionar os espectros obtidos dependendo da presença ou ausência de certos elementos químicos.

Os procedimentos referidos a seguir foram realizados no Laboratório de Geofísica, Geotecnia e Tratamento de Minérios do Departamento de Ciências da Terra da Universidade de Coimbra.

Após a amostragem, colocaram-se as amostras em tabuleiros de *inox* numa estufa a 40°C durante três dias no mínimo, e, quando necessário, colocar mais tempo dependendo da humidade que contêm.

Para a análise espectral utilizou-se uma amostra de mão representativa de cada recolha e, para a fração moída, realizou-se uma moagem inicial no moinho de maxilas (Figura 19.a) obtendo-se um primeiro produto britado na dimensão aproximada de uma areia grosseira. Após o processamento de todas as moagens iniciais crivaram-se as amostras utilizando peneiros adequados para a metodologia apresentada anteriormente (Figura 19.b) utilizando o produto crivado na análise espectral em laboratório com o uso do espetroradiómetro *Stellarnet* Silver-Nova (Figura 19.c). Este espetroradiómetro apresenta várias aplicações em que a mais usada é a medição de refletância de superfícies (Milton et al., 2009). Para o estudo em específico, usou-se o comprimento de onda entre os 400-1000 nm (Stellarnet, 2019).

O equipamento ao ser utilizado em laboratório permite medições em ambiente fechado e com controlo de várias condicionantes como a iluminação, sistema de referência e efeitos atmosféricos relativamente mais baixos comparando-se a outros sistemas de escaneamento hiperspectral (HSI). Pelo facto do HSI ser um método não destrutivo e permitir a análise do material com bastante eficiência de tempo, com condições controladas, este tem sido rapidamente adaptado num grande número de aplicações (Edelman et al., 2012, Feng & Sun,

2012, Gowen et al., 2015). A maior parte dos espectroradiómetros são de *single beam*, significando que o mesmo instrumento mede tanto a radiância do objeto e do painel de referência (Milton et al., 2009). Para a calibração do espectroradiómetro utilizou-se uma sonda óptica, uma lâmpada de halogénio e um disco de cor branca (como controlo) obtendo-se a radiância no alvo e do objeto em estudo em que antes de cada nova medição de amostra realizam-se três pontos de controlo no alvo. Depois da calibração procedeu-se à medição das amostras perfazendo seis pontos. Na recolha dos dados do espectroradiómetro aplicou-se o *software* Spectrawiz® em linguagem Python convertendo os dados para Microsoft Excel. Com o intuito de minimizar o ruído apresentado nas medições, calcula-se a média das três réplicas de referência do controlo e as das amostras correspondentes (mão e moída). Para o cálculo final da refletância divide-se os valores médios obtidos da amostra sobre a referência demonstrado na eq. 5.2. em que φ_r é a medida de radiância da amostra e φ a medida de radiância do alvo.

$$\text{Refletância} = \frac{\varphi_r}{\varphi} \quad (5.2)$$

Para evitar erros associados à obtenção dos valores de radiância, é aconselhável que as medições de todas as amostras sejam efetuadas no mesmo dia depois que a calibração referida anteriormente seja realizada.

Com o objetivo de analisar a geoquímica das amostras de elementos maiores recorreu-se à FRX constituindo-se uma técnica standard para obtenção de dados para análise de elementos químicos maiores, em que pérolas de fusão (=glass disks) são preparadas através de amostras de pó (Norrish & Hutton, 1969; Norrish & Chappell, 1977). As pérolas por fusão são bastante utilizadas nas análises por FRX devido à sua simples preparação, boa preservação e por eliminarem o efeito que diferentes partículas e minerais possam ter na amostra. Outro fator pelo qual a realização de pérolas é dos métodos de FRX com melhores resultados é que a calibração pré-definida é mais precisa do que, por exemplo, na realização de pastilhas. Dois dos fatores que mais influenciam a realização das pérolas são a granulometria em, de um modo geral quanto mais fina for, mais fiáveis são os resultados e o efeito geológico/mineralógico denominado por efeito matriz presente nas amostras.

Em relação à metodologia de elaboração de pérolas por fusão, secaram-se numa estufa, uma vez mais as amostras, desta vez a 110°C durante 1 hora. Num passo seguinte, com a amostra já moída no moinho de maxilas colocou-se apenas a quantidade suficiente no moinho de anéis. Este moinho permite esquarterar a amostra uniformemente em ciclos de 12 segundos para obter no mínimo 10 g de pó com granulometria inferior a 125 µm para garantir

a homogeneidade e representatividade do processo. Como as amostras não são uniformes entre si devido a fatores geológicos e mineralógicos e, para obter a quantidade de suficiente de modo a passar no crivo, adaptou-se a quantidade de ciclos necessários a utilizar no moinho de anéis. Depois de 10 g obtidos, 1 g foi utilizado na elaboração de pérolas por fusão e a quantidade restante para determinação da perda ao rubro.

A perda ao rubro, ou LOI (Loss on Ignition), pretende simular a massa (g) de voláteis perdida durante a fusão das pérolas por causa das altas temperaturas (1065°C) em que se obtêm estes valores através da **eq. 5.3**:

$$PR = \frac{m_i - m_f}{m_i} * 100 \quad (5.3)$$

Esta massa é submetida a aquecimento desde os 40°C até aos 1065°C a uma subida constante de temperatura de 10°C/min com manutenção a 1065°C durante uma 1h.

As pérolas foram criadas com o equipamento leNEO® Fluxer (Claisse®) usando 10g de fundente constituído por tetraborato de lítio (Li₂B₄O₇) e 1g de amostra (1:10) criando uma mistura adequada para análise de elementos maiores. O fundente tem como finalidade eliminar o efeito mineralógico presente nas várias amostras. Depois da mistura realizada esta é colocada num recipiente adequado para fusão denominado por cadinho. Após a preparação do fundente-amostra, o cadinho é colocado na peroladora juntamente com um molde no suporte constituído por platina (Pt-5% Au) (Ogasawara et al, 2018) (Figura 19.g) e inicia-se o programa previamente calibrado para o teste adequado. Este programa encontra-se dividido em sete fases com uma temperatura de fusão inicial de 1065°C até atingir, no final, a temperatura ambiente, através de arrefecimento por ventoinhas, em que no total o processo completo tem uma duração aproximada de 25 min/pérola (Figura 19. h;i).

Em relação à limpeza, após a realização de uma pérola, é necessário verificar a existência de resíduos no cadinho e, se os houver, é utilizado um agente não-molhante como ácido cítrico ou nítrico de modo a dissolver as partículas. As pérolas depois de realizadas são colocadas num exsiccador para mantê-las à temperatura ambiente e não ganharem humidade. O produto final é enviado para o Laboratório de Ensaios, Desgaste e Materiais (LED&MAT) do Instituto Pedro Nunes e análise é feita com o equipamento AXIOSmAX (PANalytical). Dependendo do tipo de material enviado e dos elementos que se pretendem analisar existem vários padrões definidos para tal efeito. A calibração específica neste caso foi a de AISi visto tratarem-se de materiais geológicos em que os resultados se encontram na forma de óxidos.

Após os resultados geoquímicos obtidos, estes foram aplicados para vários fins: classificação de amostra, quantificar o grau de alteração – através de índices químicos de

alteração (CIA) e de meteorização (CIW) (Harnois, 1988; Nesbitt & Young, 1982) e quantificar o carácter pelítico – através do índice pelítico (PI; Hoernes & van Reenen, 1992).

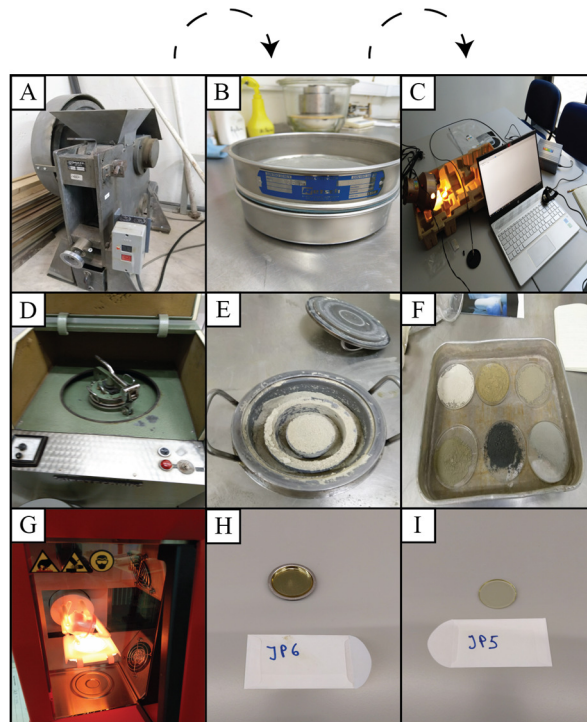


Figura 19. Procedimentos laboratoriais realizados.

- a) Britador de maxilas de tungsténio; b) crivagem a seco; c) sistema de aquisição hiperspectral; d) moinho de anéis; e) pó para FRX obtido pelo moinho de anéis; g) peroladora; h, i) perólas por fusão.

5.4. Análise estatística

A análise estatística não foi realizada do mesmo modo para todos os dados obtidos (geoquímica e refletância) devido às diferentes variáveis que apresentam sendo necessário um tratamento heterogéneo para diferentes tipo de dados. Os dados de geoquímica de elementos maiores foram sujeitos a testes estatísticos básicos tais como a média aritmética e desvio padrão discriminando as diferenças ou semelhanças entre os óxidos.

Para a realização de análise estatística dos dados espectrais utilizaram-se testes que pudessem discriminar com mais confiança as diferenças entre as variáveis em questão. Os dados de refletância multiespectrais do LS8 foram sujeitos ao teste ANOVA (Análise de variância) e de Tukey-Kramer (*Post-Hoc*), devido ao grande volume de dados que estes apresentam. O teste ANOVA foi efetuado aos dados de refletância obtidos através dos perfis 1-8 (Figura 17) de janeiro e julho de 2015 para as 7 bandas do LS8.

A análise de variância (ANOVA) permite comparar as médias $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m$ de m populações em que esta testa a chamada de hipótese nula $H_0: \{\mu_1 = \mu_2, \dots, \mu_m\}$, recorrendo às ferramentas de análise de dados do Microsoft Excel: Anova Fator único. Se H_0 for rejeitada - valores de $p < 0,05$ - pode-se utilizar o teste de Tukey. À partida, é expectável que as bandas 1 e 5 sejam as menos significativas devido à primeira ser mais afetada por efeitos atmosféricos e a segunda por presença de vegetação.

A partir das diferenças significativas obtidas das bandas para cada perfil, utilizou-se o teste de Tukey de modo a se saber exatamente entre quais pares de variáveis (NBs, NCa, GCo, GVn) estão situadas as diferenças nas bandas do LS8. Num primeiro passo é necessário saber-se quantas comparações entre grupos é necessário realizar-se pelo que C corresponde ao nº de grupos existentes na análise a efetuar.

$$\text{Nº de comparações: } \frac{C(c-1)}{2} \quad (5.4)$$

De seguida, utiliza-se a fórmula correspondente ao teste de Tukey propriamente dito em que na **eq. 5.5**: q =valor de q table; MSw é a média dos quadrados dentro dos grupos e n o número de contagens diferentes.

$$\text{HSD} = q \sqrt{\left(\frac{MSw}{n}\right)} \quad (5.5)$$

Os valores obtidos pelas diferenças absolutas das médias entre grupos que estão acima dos valores resultantes da **eq. 5.5** representam diferenças significativas enquanto que se os valores resultantes estiverem abaixo não são considerados. Apresentando a hipótese de trabalho dos potenciais resultados destes testes é esperado que ocorram menos diferenças entre os dados de refletância obtidos na área cartografada como Grupo das Beiras (NBs e NCa) e mais entre os metassedimentos com os granitos (Granito de Coentral e de Vila Nova).

Inicialmente, para comparação de dados de refletância de LS8 e de campo, utilizou-se uma Função de Resposta Espectral (Spectral Response Function) no software R. Esta ferramenta permite simular a assinatura espectral dos objetos em diferentes sistemas remotos, neste caso multiespectral (e.g. LS8) a partir de informação hiperespectral (Zhang & Roy, 2016).

Após a conversão realizada realizaram-se testes de correlação de Pearson (r) nas 5 bandas do LS8 entre dados de satélite/amostra de mão/ e satélite/amostra moída para se identificar quais os dados que, à partida, irão apresentar melhores resultados. O Pearson tem como objetivo medir o quão linear uma associação entre duas variáveis pode ser. Estes

valores variam num intervalo de $[-1; +1]$ em que $r=0$ indica que não existe nenhuma associação entre as variáveis; $r>0$ corresponde uma associação positiva – se o valor de uma variável sobe, o valor da outra acompanha essa subida e $r<0$ indica uma associação negativa – se o valor de uma variável desce, o valor da outra também desce. Uma vez que as bases de dados de referência recorrem habitualmente a dados moídos (Baldrige et al., 2009) procurar-se-á explorar ou considerar alternativas desta hipótese.

Capítulo 6. Resultados

6.1. Processamento de imagens de satélite

A partir da composição RGB 432 aplicou-se a ACP para discriminação de aspectos litológicos relevantes. Ao considerar os três primeiros eixos da ACP realizada (PC1, PC2 e PC3) pela análise dos valores de variância acumulada (%) entende-se que para a imagem de janeiro de 2015 estes representam 99,6% de toda a informação espectral (Tabela 3) registrada no terreno sendo a restante considerada ruído.

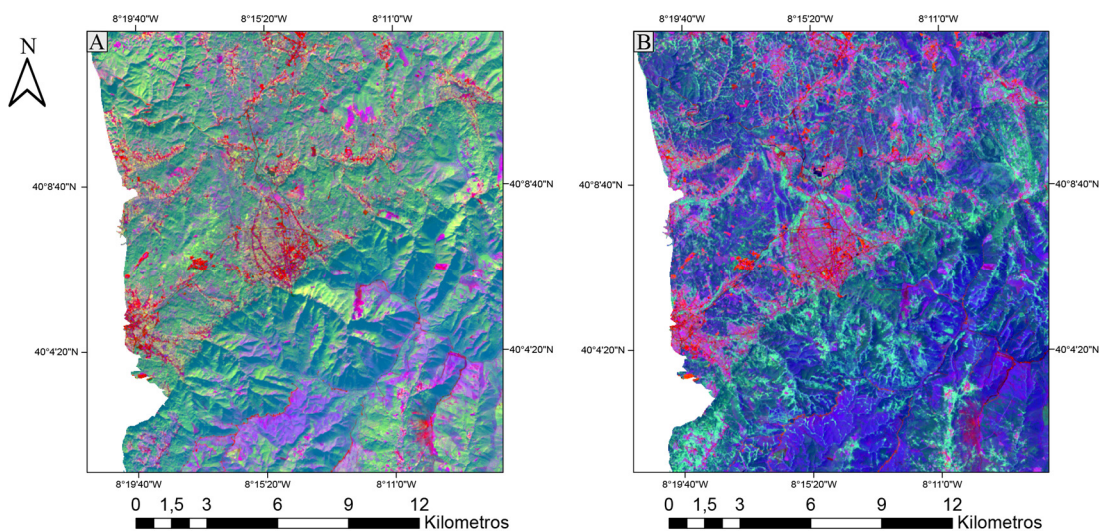


Figura 20. ACP seletiva de 7 bandas do Landsat 8. a – janeiro de 2015 (RGB 123); b – julho de 2015 (RGB 123)

Para a imagem de julho de 2015 os três primeiros eixos apresentam 99,4% de toda a informação. Verifica-se que os valores da PC2 de verão de variância explicada são superiores à PC2 de inverno indicando uma maior qualidade da PC2 no primeiro caso em relação ao segundo.

A ACP neste trabalho foi realizada de forma exploratória com o objetivo principal de melhor demonstrar as diferenças de refletância entre as bandas de LS8 na imagem de verão e de inverno sendo possível a extração de mais informação com estes dados.

Tabela 3. Valores de PCA obtidos para as duas imagens analisadas.

janeiro de 2015				julho de 2015			
	PC1	PC2	PC3		PC1	PC2	PC3
Banda 1	0,08678	-0,11659	-0,42065	Banda 1	0,14508	-0,05201	-0,34335
Banda 2	0,10109	-0,13459	-0,40968	Banda 2	0,17216	-0,07271	-0,38127
Banda 3	0,16180	-0,16409	-0,43592	Banda 3	0,24445	-0,06128	-0,43039
Banda 4	0,18267	-0,25821	-0,42116	Banda 4	0,34006	-0,18368	-0,43342
Banda 5	0,70657	0,69594	-0,08791	Banda 5	0,30262	0,94370	-0,08713
Banda 6	0,55734	-0,44026	0,52879	Banda 6	0,64592	-0,10947	0,59645
Banda 7	0,33590	-0,44333	-0,02149	Banda 7	0,51491	-0,22794	0,01779
Eigenvalues	1029078	210442,9	26268,87	Eigenvalues	907008,5	260714	27908,69
Variância explicada (%)	80,9799	16,5601	2,0671	Variância explicada (%)	75,4055	21,6749	2,3202
Variância acumulada (%)	80,9799	97,54	99,6072	Variância acumulada (%)	75,4055	97,0804	99,4006

O índice de vegetação utilizado (NDVI) permite distinguir zonas com maior ou menor presença de vegetação saudável em que a ocupação do solo é um fator que impacta os valores deste índice. Em geral, áreas urbanas apresentam um NDVI estável com baixas amplitudes enquanto que florestas e áreas semi-naturais contêm maiores amplitudes ao longo do ano e também maior magnitude de vegetação (Mantas, Marques & Pereira, 2016). Identificam-se maiores valores de NDVI entre a imagem de inverno (Figura 21.a) comparativamente à imagem de verão (Figura 21.b) o que seria à partida expectável. Os maiores valores de NDVI encontram-se genericamente mais acentuados na Serra da Lousã e os menores na zona central da área de estudo na freguesia de Lousã e Vilarinho.

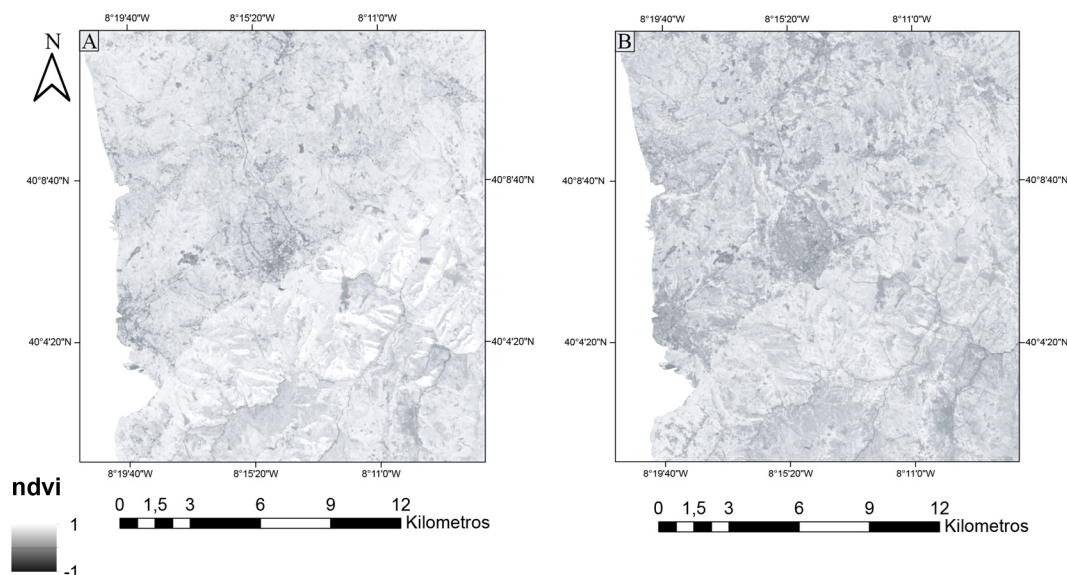


Figura 21. Índice de NDVI. A – janeiro de 2015; B – julho de 2015.

No que diz respeito às variações de NDVI entre imagem e inverno estas são mais notáveis a norte da área de estudo devido à grande quantidade de áreas florestais neste local. As espécies arbóreas ao perderem a sua folhagem entre o período de inverno e verão refletem

se no seu índice de NDVI. As áreas agrícolas ao redor da freguesia de Lousã e Vilarinho também apresentam flutuações de NDVI notáveis. Outros fatores como área ardida têm que ser considerados quando se faz a análise da variação de NDVI na área de estudo porque influenciam de modo significativo este tipo de índices.

6.2. Amostras estudadas

O presente estudo teve como foco a recolha de metassedimentos provenientes de duas formações geológicas do Grupo das Beiras (Fm. NBs, Fm. NCa) medianamente alterados, localizados à superfície e sem abundância de vegetação envolvente. Além de metassedimentos também se pretendeu a recolha de amostras ígneas para utilizar como comparação amostral. Num primeiro momento de campo foram selecionadas 6 amostras de rochas de 2 conjuntos de locais distintos e num segundo momento foram selecionadas 18 amostras de rochas também de dois locais diferentes assim como 12 de solo. Das 24 amostras recolhidas de rocha, 18 caracterizam-se por serem rochas metassedimentares, um mineral de quartzo, 1 amostra de uma zona de cisalhamento e 3 de granito. Havendo a recolha de amostras em contextos diferentes, com distribuição no espaço, aumenta a representatividade amostral da mesma e a variabilidade litológica. As amostras de solo representativas da área encontram-se na Figura 25 e as de rocha na Figura 26.

No estudo de campo realizaram-se dois momentos de observação e recolha de campo, um em fevereiro (Figura 22) e outro em maio de 2019 (Figura 23). A noroeste da área de estudo, na Estrada da Beira, à escala mesoscópica observam-se várias características aflorantes nomeadamente um núcleo grauváquico em que no flanco direito estão representadas amostras com carácter xistento (Figura 22.a) apresentando uma foliação superior às restantes. Certas evidências fitológicas ao longo de uma caixa de falha mostram o contacto litológico marcado por falha entre os xistos e os metagrauvaques. No que diz respeito às observações na Serra da Lousã observaram-se aspetos de metamorfismo de contacto presentes nos xistos grafitosos (Figura 22.c;d) de cor negra e também metagrauvaques mosqueados onde o metamorfismo não é tão notável.

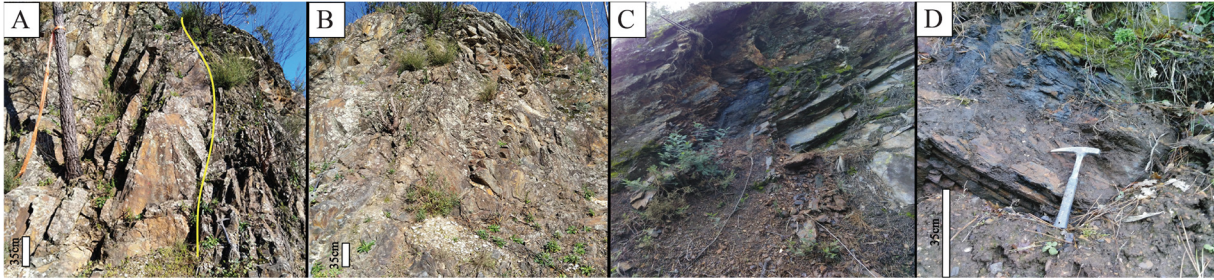


Figura 22. Aspectos gerais dos afloramentos no primeiro momento de campo. a) e b) dizem respeito às observações realizadas na Estrada da Beira (linha a amarelo separa metassedimentos com carácter mais grauvacóide de mais pelítico) e c) e d) às observações na Serra da Lousã.

Na Figura 23 estão representados afloramentos da Formação de Boque Serpins e da Formação de Caneiro em diferentes contextos: afloramentos em falha/sem falha e/ou com a presença de metamorfismo de contacto devido à presença de corpos ígneos. Neste caso em específico a auréola de metamorfismo que afeta os metassedimentos deve-se à intrusão provocada pelo Granito de Vila Nova (Figura 24). O reconhecimento de campo permitiu observar afloramentos de metapelitos dobrados com espessura superior a 2 m (Figura 23.a), alternâncias rítmicas de xistos mais ou menos grafitosos falhados entre si (Figura 23.b) ou com evidências de meteorização mais intensa (Figura 23.c) devido a estarem situados dentro da auréola de metamorfismo de contacto. Os metagrauvaques, apesar de menos abundantes neste local, apresentam uma resistência superior aos metapelitos e encontram-se em afloramentos através de bancadas. As bancadas estão presentes em várias dimensões: decimétricas (Figura 23.d) e métricas (Figura 23. e,f) com presença de filões de quartzo a preencher as diáclases (Figura 23.e).

Devido à grande vegetação presente na área que contacta o Granito de Vila Nova com a Formação de Caneiro, não é fácil encontrar um grande número de afloramentos de rochas ígneas nesta zona. Através da Figura 24 consegue-se visualizar o aspeto característico elíptico com disjunção esferoidal do Granito de Vila Nova com uma dimensão de cerca de 50 cm.

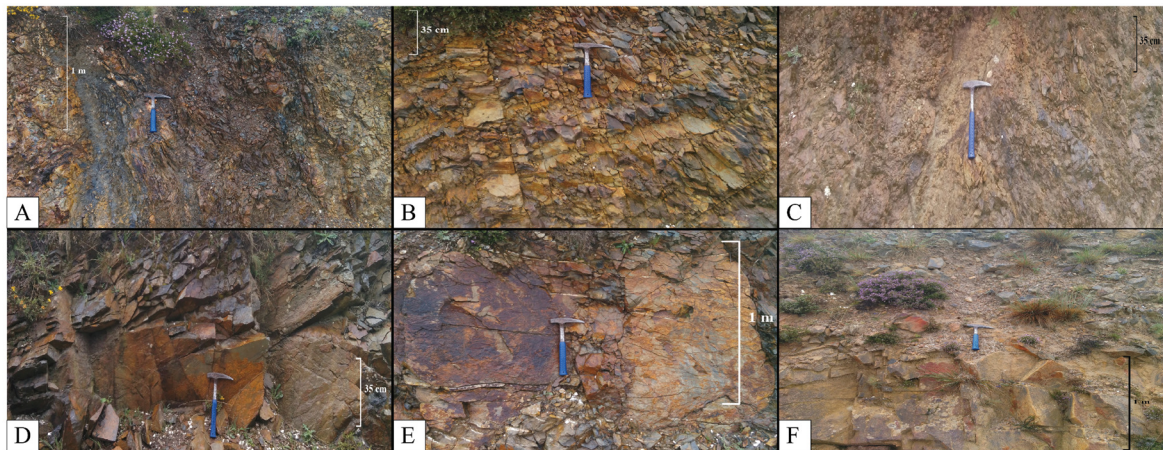


Figura 23. Afloramentos representativos da Formação de Boque Serpins e da Formação de Caneiro. a) metapelitos com aspectos de dobramento; b) alternância rítmica entre xistos grafitosos e xistos mosqueados; c) aspectos de intensa meteorização presentes nos metapelitos; d) bancadas decimétricas de metagrauwauques; e) grauwauque diaclasado com filões de quartzo; f) bancadas métricas dominantes de metagrauwauques.



Figura 24. Granito de Vila Nova com aspectos de disjunção esférica.

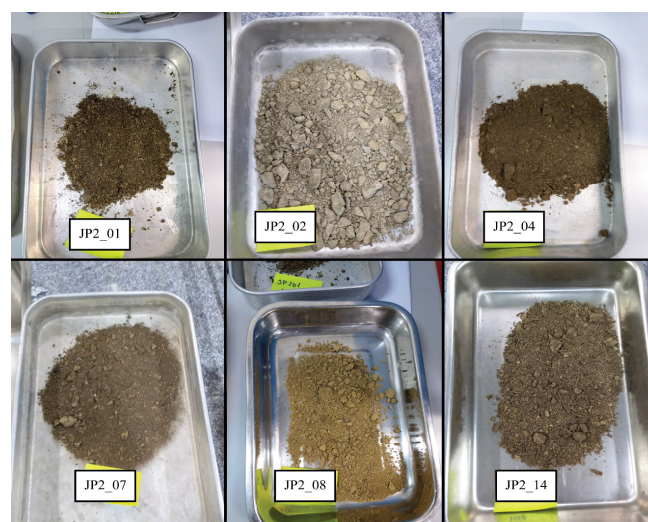


Figura 25. Amostras de solo representativas do segundo momento de campo.

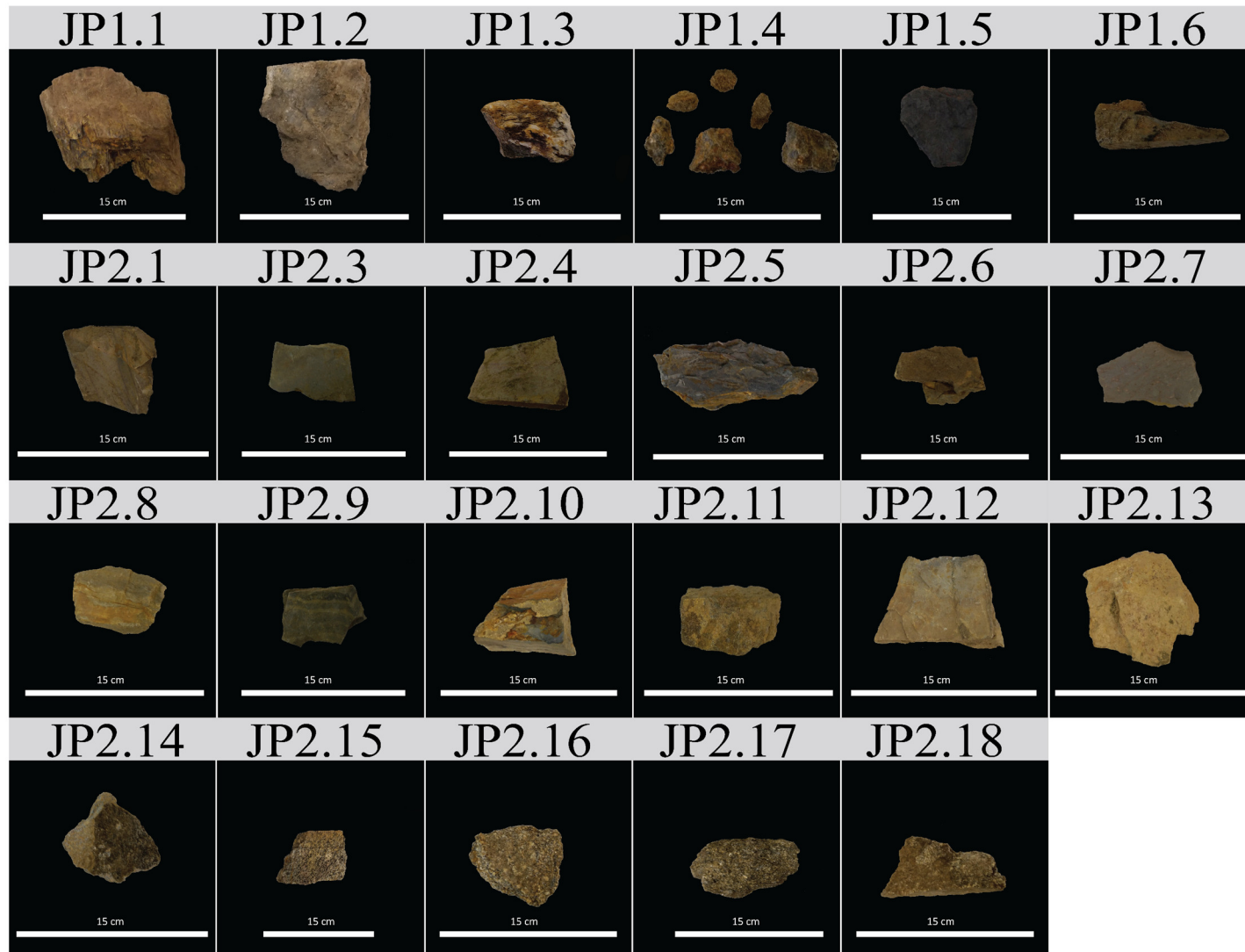


Figura 26. Amostras de mão representativas dos dois momentos de campo.

Com o objetivo de realizar uma primeira diferenciação amostral, a partir da Tabela 4, fez-se uma caracterização sumária das várias amostras no seu contexto geológico. Assim, usaram-se dois critérios principais: se as rochas recolhidas foram afetadas pelo metamorfismo de contacto e/ou se se encontram em falha. Existem 6 amostras que não se encontram afetadas por metamorfismo de contacto e que não se encontram em contexto de falha (JP1_1;JP2_1;JP2_2;JP2_3;JP2_4 e JP2_5), 3 em que ambos os critérios estão presentes (JP2_10;JP2_11 e JP2_15) e as restantes ou apresentam um critério ou outro.

Tabela 4. Contexto geológico das amostras recolhidas.

	contexto geológico		
	Afetadas p/ Met.contacto	Em falha	
JP1_1	Red	Red	<div style="display: flex; flex-direction: column; align-items: center;"> <div style="width: 15px; height: 15px; background-color: red; margin-bottom: 5px;"></div> Não </div> <div style="display: flex; flex-direction: column; align-items: center;"> <div style="width: 15px; height: 15px; background-color: green; margin-bottom: 5px;"></div> Sim </div> <div style="display: flex; flex-direction: column; align-items: center;"> <div style="width: 15px; height: 15px; background-color: gray; margin-bottom: 5px;"></div> Sem relevância </div>
JP1_2	Red	Green	
JP1_3	Red	Green	
JP1_4	Red	Green	
JP1_5	Green	Red	
JP1_6	Green	Red	
JP2_1	Red	Red	
JP2_2	Red	Red	
JP2_3	Red	Red	
JP2_4	Red	Red	
JP2_5	Red	Red	
JP2_6	Red	Green	
JP2_7	Red	Red	
JP2_8	Green	Red	
JP2_9	Green	Green	
JP2_10	Green	Green	
JP2_11	Green	Green	
JP2_12	Green	Red	
JP2_13	Green	Red	
JP2_14	Green	Green	
JP2_15	Green	Green	
JP2_16	Gray	Red	
JP2_17	Gray	Red	
JP2_18	Gray	Green	

Estes dados, em conjunto com a recolha de campo apresentada permitem avaliar de modo inicial as diferenças espectrais encontradas. A partir da classificação geoquímica pretende-se correlacionar as diferentes amostras com o seu teor em elementos maiores.

6.3. Classificação geoquímica

Para a classificação da geoquímica das amostras recolhidas no campo procedeu-se à utilização de critérios geoquímicos utilizados em diagramas de classificação com o propósito de diferenciar as amostras de metassedimentos recolhidas.

Com os dados de geoquímica obtidos por FRX, foi possível classificar as amostras em estudo (Figura 28). Os valores dos elementos maiores (em percentagem) assim como dos seus índices químicos encontram-se representados na Tabela 5.

Tabela 5. Valores de índices maiores e índices químicos calculados a partir de FRX.

<i>Elementos maiores (%)</i>	Metassedimentos (n=19)		Granito (n=3)		Quartzo (n=1)
	AM	D.P	AM	D.P	
<i>SiO₂</i>	62,93%	3,73%	64,59%	1,60%	95,08%
<i>Al₂O₃</i>	18,11%	2,28%	16,08%	1,84%	1,31%
<i>Fe₂O_{3t}</i>	6,79%	0,98%	6,74%	3,05%	1,52%
<i>MgO</i>	1,76%	0,58%	1,37%	0,24%	0,96%
<i>CaO</i>	0,11%	0,06%	0,41%	0,25%	0,04%
<i>Na₂O</i>	0,38%	0,46%	2,15%	0,75%	0,20%
<i>K₂O</i>	3,10%	0,77%	2,83%	0,55%	0,10%
<i>TiO₂</i>	0,89%	0,11%	0,67%	0,10%	0,05%
<i>MnO</i>	0,03%	0,01%	0,04%	0,02%	0,03%
<i>P₂O₅</i>	0,10%	0,04%	0,21%	0,03%	0,05%
<i>PR</i>	5,71%	0,87%	4,80%	0,38%	0,64%
Índices químicos					
<i>Si/Al</i>	3,6	0,76			
<i>PI</i>	46,5	4,24			
<i>CIA</i>	83,7	2,99			
<i>CIW</i>	97,4	2,35			

PR – Perda ao rubro

PI - Índice pelítico (Hoernes & van Reenen, 1992). $[PI = (SiO_2/4) + 2Al_2O_3 + K_2O - (Fe_2O_3 + FeO + MgO)]$.

CIA - Índice químico de alteração (Nesbitt & Young, 1982) $[CIA = Al_2O_3 / (Al_2O_3 + CaO^* + Na_2O + K_2O) \times 100]$. CaO* representa o Ca da fração silicatada.

CIW - Índice químico de meteorização (Harnois, 1988) $[CIW = Al_2O_3 / (Al_2O_3 + CaO + Na_2O) \times 100]$.

AM – média aritmética

DP – Desvio padrão

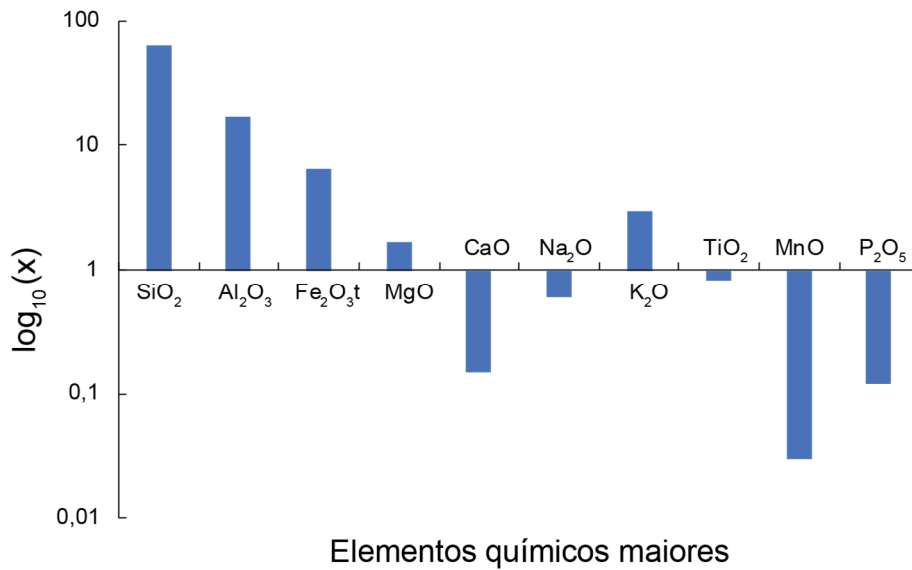


Figura 27. Representação média dos elementos químicos maiores (%) nas amostras estudadas à escala logarítmica.

As composições químicas foram obtidas por FRX estando presentes rochas metassedimentares, graníticas e uma amostra de quartzo. Os valores da análise global efetuada encontram-se discriminados na Tabela 5 e Figura 27. No Anexo I – Resultados, podem ser consultados os valores obtidos por amostra.

Em relação aos teores dos elementos químicos maiores, nos metassedimentos, o conteúdo médio de SiO₂ (wt %) é de 62,93 com um desvio padrão de 3,73. A média (wt %) de Al₂O₃ é 18,11 com desvio padrão de 2,28. A média (wt %) de Fe₂O₃ é 6,79 com desvio padrão de 0,98. A média (wt %) de MgO é 1,76 com desvio padrão de 0,58. A média (wt %) de CaO é 0,11 com desvio padrão de 0,06. A média (wt %) de Na₂O é 0,38 com desvio padrão de 0,46. A média (wt %) de K₂O é 3,10 com desvio padrão de 0,77. A média (wt %) de TiO₂ é 0,89 com desvio padrão de 0,11. A média (wt %) de MnO é 0,03 com desvio padrão de 0,01. A média (wt %) de P₂O₅ é 0,10 com desvio padrão de 0,04.

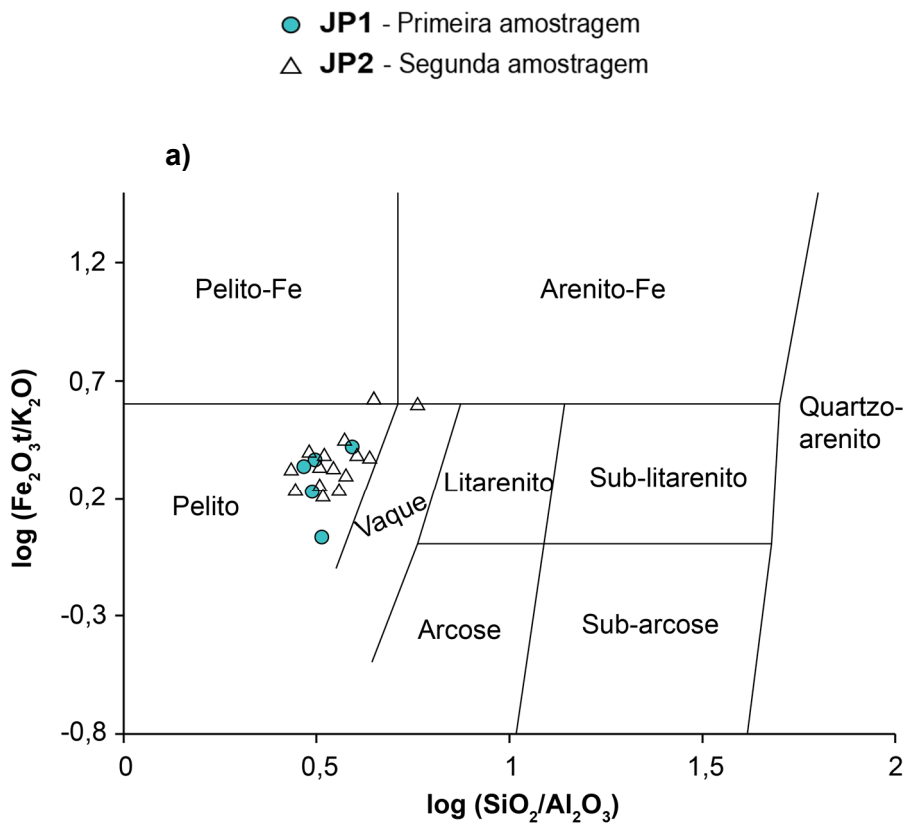
A partir dos valores obtidos para os metassedimentos salienta-se o baixo desvio padrão apresentado de modo geral, com valores entre [0,01 – MnO; 3,73 – SiO₂] e o baixo teor (wt %) de Na₂O e TiO₂.

Para os índices químicos dos metassedimentos, nomeadamente Si/Al tem uma média de 3,6 com um desvio padrão de 0,76. O índice pelítico (PI) tem média de 46,5 com desvio padrão de 4,24. O índice químico de alteração (CIA) tem média de 83,7 com um desvio padrão de 2,35. O índice químico de meteorização (CIW) tem média de 97,4 com um desvio padrão de 2,35. A variação dos valores de SiO₂ está relacionado com o carácter mais ou menos pelítico das amostras recolhidas sendo expectável a maior variação devido à recolha destas em locais com uma razoável distribuição espacial entre si.

Nos granitos, o conteúdo médio de SiO_2 (wt %) é de 64,59 com um desvio padrão de 1,60. A média (wt %) de Al_2O_3 é 16,08 com desvio padrão de 1,84. A média (wt %) de Fe_2O_3 é 6,74 com desvio padrão de 3,05. A média (wt %) de MgO é 1,37 com desvio padrão de 0,24. A média (wt %) de CaO é 0,41 com desvio padrão de 0,25. A média (wt %) de Na_2O é 2,15 com desvio padrão de 0,75. A média (wt %) de K_2O é 2,83 com desvio padrão de 0,55. A média (wt %) de TiO_2 é 0,67 com desvio padrão de 0,10. A média (wt %) de MnO é 0,04 com desvio padrão de 0,02. A média (wt %) de P_2O_5 é 0,21 com desvio padrão de 0,03.

Nas amostras graníticas está patente uma grande homogeneidade geoquímica tal como nos metassedimentos em que os intervalos de desvio padrão variam entre [0,02 – MnO; 3,05 - Fe_2O_3].

As amostras dos metassedimentos encontram-se representadas em dois diagramas de classificação geoquímica, o de Herron (1988) localiza as amostras com base nas relações logarítmicas : $[(\text{SiO}_2/\text{Al}_2\text{O}_3) \text{ e } \text{FeO}23\text{t}/\text{K}_2\text{O}]$ e o de Hinterlechner-Ravnik & Moine (1977) distingue os grauvaques dos pelitos com base nas relações: $[(\text{K}/\text{Al}) \text{ e } \text{Na}/\text{Al}]$.



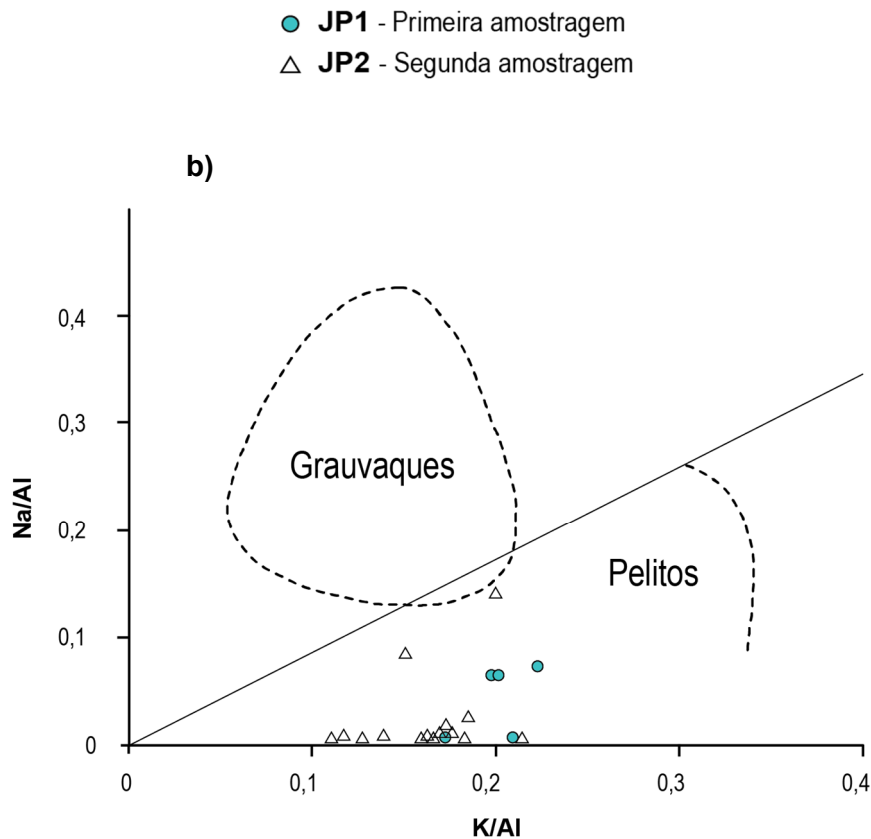


Figura 28. Projeção dos metassedimentos em diagramas de classificação geoquímica. a) diagrama de Herron (1988); b) diagrama de Hinterlechner-Ravnik & Moine (1977).

A partir da classificação demonstrada (Figura 28) verifica-se que a composição das amostras não é significativamente variável entre si estando a maior parte dos metassedimentos classificados no campo dos pelitos com pontos próximos entre si excetuando duas amostras do segundo momento de campo que possuem razões de alumínio mais baixas demonstrando um carácter mais grauvacóide.

Pelos diagramas de dispersão (Figura 29) de $\text{Al}_2\text{O}_3/\text{SiO}_2$ e de $\text{K}_2\text{O}/\text{SiO}_2$ conseguem-se visualizar certas tendências geoquímicas presentes nos metassedimentos. Estas tendências são explicadas pela mineralogia presente em que no primeiro caso, quanto maior a quantidade de filossilicatos presentes maior o teor de Al_2O_3 e, conseqüentemente menor teor de quartzo, ou seja de SiO_2 . A mesma tendência verifica-se no segundo caso referido permitindo então realizar a separação dos metassedimentos em filitos e metagrauvaques.

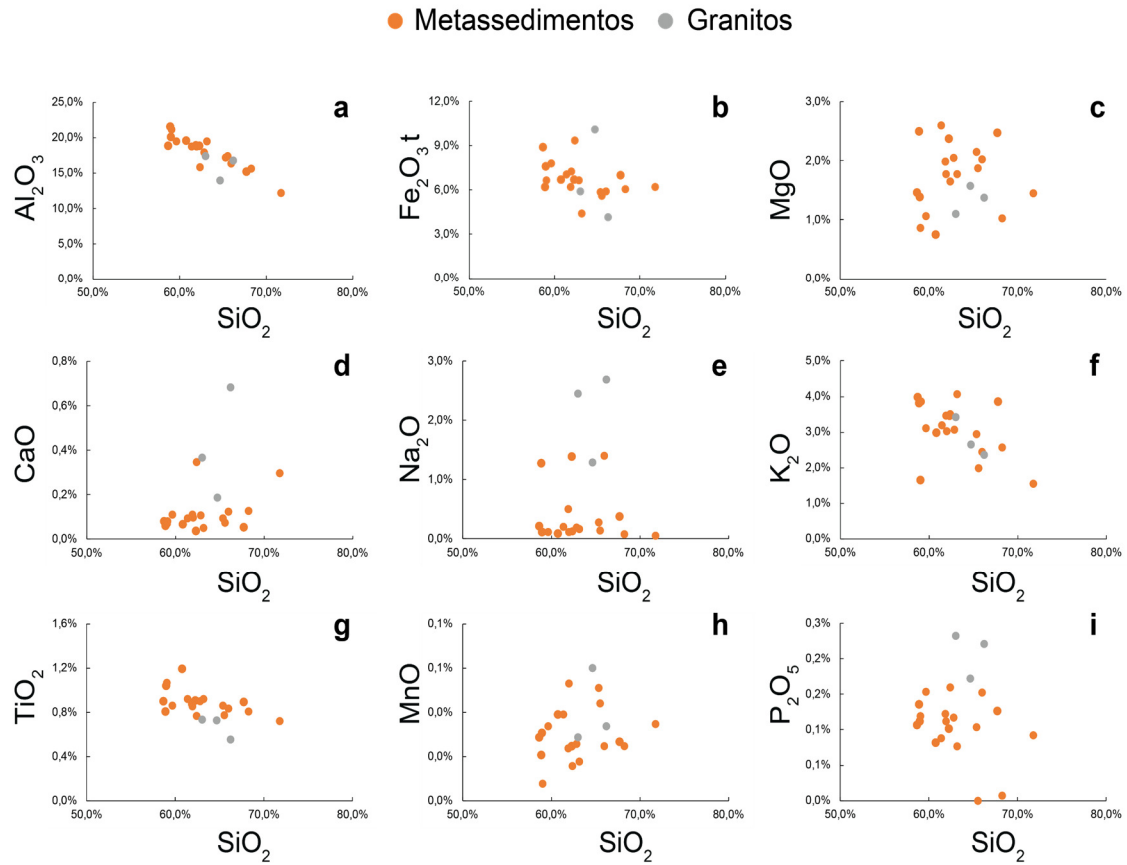


Figura 29. Diagramas de dispersão de elementos maiores dos metassedimentos e dos granitos.

6.4. Assinaturas Espectrais

A análise espectral foi realizada em duas componentes: óptica - com recurso ao satélite Landsat 8 produzindo assinaturas multiespectrais - e de campo produzindo assinaturas hiperespectrais. Na Figura 30 estão representados dois gráficos exemplo correspondentes a dados do perfil 1 (**346 pontos**) em que a) diz respeito à imagem de julho de 2015 (verão) e b) janeiro de 2015 (inverno). Estão incluídas três litologias distintas, duas do Grupo das Beiras (NBs, NCa) e o Granito de Coentral. Na Figura 30.b) na banda 1, os valores de refletância são negativos por causa de processos de pré-processamento (e.g. correções atmosféricas) tendo mais impacto na imagem de janeiro de 2015.

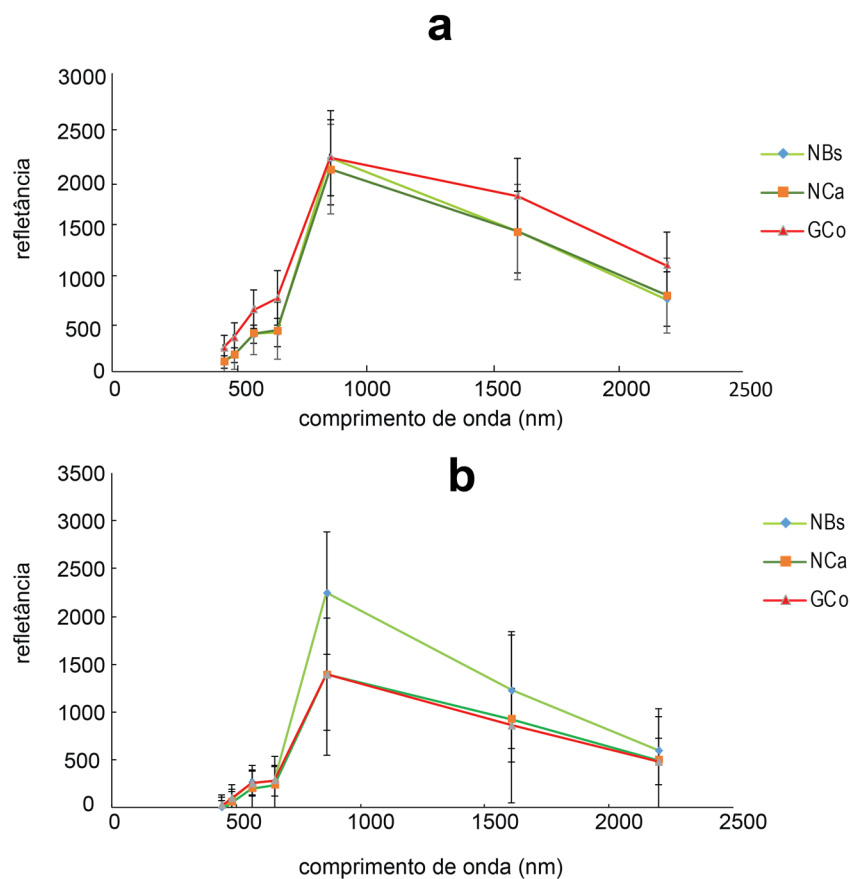


Figura 30. Assinaturas multiespectrais do satélite Landsat 8. a) Valores de refletância de julho de 2015; b) Valores de refletância de janeiro de 2015.

As diferenças entre os grupos foram determinadas pela utilização do teste ANOVA de fator único para cada perfil em que a verde estão representados os valores para os quais o valor de p é $<0,05$ e a vermelho $p>0,05$ (Tabela 6).

Partindo dos perfis com diferenças significativas (a verde) realizaram-se testes Ad-hoc, neste caso o teste de Tukey para as litologias de interesse. Na Tabela 6.verão, os pares de litologias que não exibem diferenças ou encontram-se abaixo de 29% são o NBs vs NCa (Perfil 1) e NBs vs GVn (Perfil 2). Os pares com diferenças entre os 30-69% são o NCa vs GVn (Perfil 2), NBs vs NCa (Perfil 3 e 8). Por último, os pares com diferenças entre grupos maior de 70% são o NBs vs NCa (Perfil 2), NBs vs GCo (Perfil 1 e 8), NCa vs GCo (Perfil 1 e 8), NBs vs GVn (Perfil 3) e NCa vs GVn (Perfil 3). Na Tabela 6.inverno, os pares de litologias que não exibem diferenças ou estas encontram-se abaixo de 29% são o NCa vs GCo (Perfil 1) e NBs vs NCa (Perfil 8). Existe um único par de litologias com diferenças entre os 30-69% que é o NBs vs NCa (Perfil 3). Em relação a diferenças acima dos 70% identificam-se os pares NBs vs NCa (Perfil 1 e 2), NBs vs GCo (Perfil 1 e 8), NBs vs GVn (Perfil 2 e 3) e NCa vs GVn (Perfil 2 e 3). Os perfis assinalados com asterisco representam unicamente duas litologias. Por esse motivo, ao realizar o teste ANOVA rejeitando a hipótese nula ($p < 0,05$) assume-se que os dois grupos têm diferenças entre si não sendo precisa a realização de mais testes.

Tabela 6. Testes estatísticos ANOVA dos valores de refletância nos oito perfis criados. Verde – com diferenças significativas ($p < 0,05$); Vermelho – sem diferenças significativas ($p > 0,05$) e testes Ad-Hoc de Tukey-Kramer a partir dos valores de $p < 0,05$.



Além dos dados de refletância de satélite recolhidos ao longo de 8 perfis, extraíram-se valores de refletância de LS8 para os pontos em que se efetuou a amostragem dos dois momentos distintos (Figura 31). Na Figura 31.a) estão representados os locais relativos à primeira saída de campo e na Figura 31.b) relativas à segunda utilizando as imagens de LS8 de janeiro e julho de 2015. Estes dados têm como objetivo relacionar locais contendo a mesma formação geológica em sazonalidades distintas de modo a interpretar o seu comportamento espectral.

De acordo com os gráficos apresentados verifica-se, que ao comparar valores de refletância por banda, entre a imagem de inverno e a de verão, entre mesmas litologias e entre os mesmos momentos de campo, a magnitude é genericamente superior nas imagens de verão.

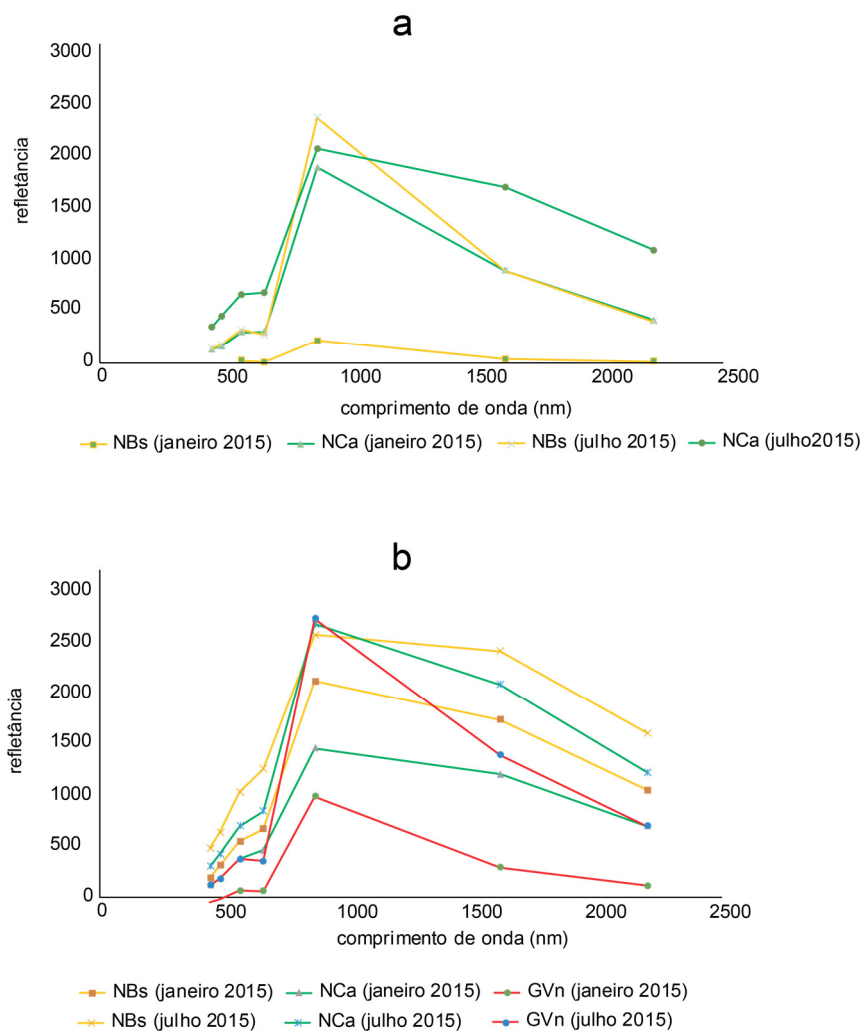


Figura 31. Assinaturas multiespectrais dos locais de recolha no campo a partir de informação de satélite. a) Primeiro local de amostragem; b) Segundo local de amostragem.

Nos locais da primeira amostragem, a série temporal de janeiro de 2015 apresenta os menores valores de refletância comparativamente à totalidade dos dados. Os valores de

refletância são os mais altos na banda 5 em ambos os locais de amostragem devido a esta ter uma maior resposta à presença de vegetação. Nos locais da segunda amostragem estão presentes dois grupos principais litológicos com comportamento espectral distinto entre si.

As assinaturas hiperespectrais obtidas estão representadas na Figura 32 e Figura 33. Estes espectros estão classificados por cada amostra individual analisada em que na Figura 32 apresentam-se os espectros das 6 amostras recolhidas no primeiro momento de campo e na Figura 33 os espectros das restantes 18 amostras recolhidas num segundo momento. Além das amostras de rocha, estão representados 12 amostras de solo. Os espectros apresentam informação no campo VNIR (aproximadamente) desde os 400 aos 1000 nm. A análise espectral foi realizada durante o mesmo dia evitando erros associados à calibração do equipamento.

Na Figura 32 e Figura 34, estão representadas as assinaturas multiespectrais convertidas a partir dos dados hiperespectrais de laboratório. Estes dados multiespectrais podem assim ser utilizados para comparação com dados de satélite, neste caso o LS8 nas cinco primeiras bandas multiespectrais, integrando ambos os tipos de dados.

Para caracterização dos espectros recorre-se à observação de picos de absorção (quedas proeminentes de refletância) que podem ser indicadores de elementos químicos ou mineralógicos. Para comparações com bases de dados espectrais, utilizaram-se, para além de amostra de mão, frações moídas e de solo.

Entre as amostras [1,6] salienta-se uma diminuição de refletância entre as assinaturas hiperespectrais de amostra de mão comparativamente às frações moídas sendo esta diminuição mais acentuada na granulometria de 2mm – 500 μ m. As características espectrais como a forma do espectro e declive são bastantes semelhantes estando esta afinidade mais acentuada na granulometria 2mm – 500 μ m. Na amostra de mão existe uma clara distinção do espectro da amostra JP1.3 (quartzo) e da JP1.4 (metassedimento) das restantes em que a refletância toma valores progressivamente mais elevados do que nas amostras restantes. A amostra de quartzo apresenta altos valores de refletância devido ao alto albedo que esta produz. O único pico de absorção mais notável nestas amostras situa-se por volta dos 950 nm (destacado a cinzento) em todas as amostras deste grupo tendo um efeito mais acentuado na fração granulométrica 2 mm – 500 μ m.

Nas amostras [1,10] os espectros de solo são os que têm características espectrais mais semelhantes entre si, seguido dos espectros moídos e por último os de mão. A heterogeneidade espectral das amostras de mão é mais superior neste grupo amostral no que no [1,6]. Estão indicados maiores valores de refletância nos espectros de mão neste grupo amostral, relação patente nas amostras anteriores [1,6]. Identificam-se dois picos de absorção nas concavidades das amostras JP2.6, JP2.8 e JP2.10 por volta dos 680 nm e dos 890 nm. Estas concavidades são uma característica singular presente neste grupo amostral

diferenciando estes espectros dos restantes. Está presente um pico de absorção nos 950 nm (identificado no grupo anterior) mais salientado nos espectros de 2 mm – 500 μ m.

Nas amostras [11,18] destaca-se claramente o espectro da amostra JP2.17 e JP2.18. Estes espectros apresentam na generalidade subidas de refletância graduais ao longo de todo o comprimento de onda demonstrando a ausência de conteúdo de argila nestas amostras. A passagem de amostra de mão para 2 mm – 500 μ m homogeneíza estes valores de refletância distintos entre as diferentes amostras excetuando a amostra JP2.13 que apresenta duas concavidades na sua forma espectral. Identifica-se um pico de absorção nos espectros de mão nos 680 nm para a JP2.18. Na granulometria 2 mm – 500 μ m identificam-se dois picos de absorção, um aos 660 nm na amostra JP2.15 e outro aos 850 nm na JP2.13.

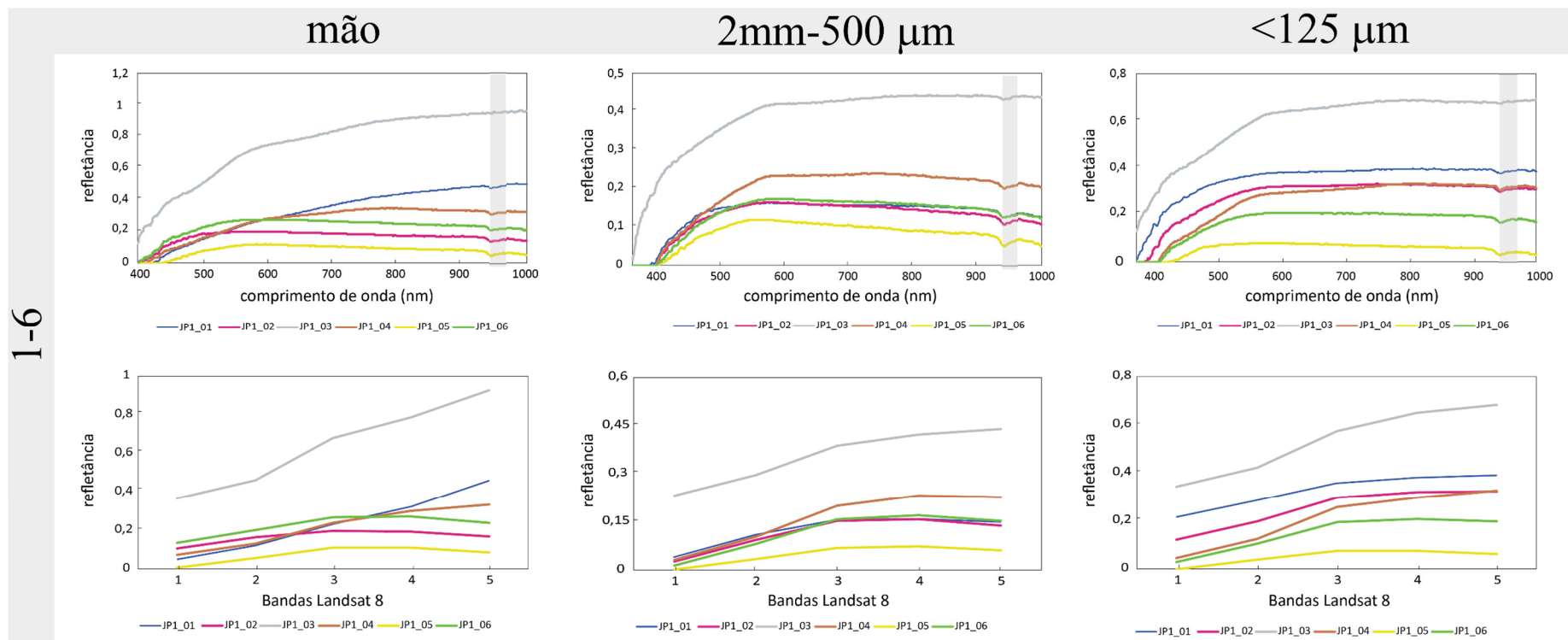


Figura 32. Assinaturas hiperespectrais e multiespectrais obtidas no primeiro momento de campo. Gráficos divididos em amostra de mão, amostra moída a 2mm-500μm e <125μm. As amostras representadas na figura são a JP1_1;JP1_2;JP1_3;JP1_4;JP1_5 e JP1_6.

6

⁶ Os espectros multiespectrais representados não podem ser comparados diretamente com os hiperespectrais devido à variável horizontal estar em unidades diferentes. Os comprimentos de ondas representados da banda 1 a 5 não são equidimensionais entre si como se está a pressupor na imagem.

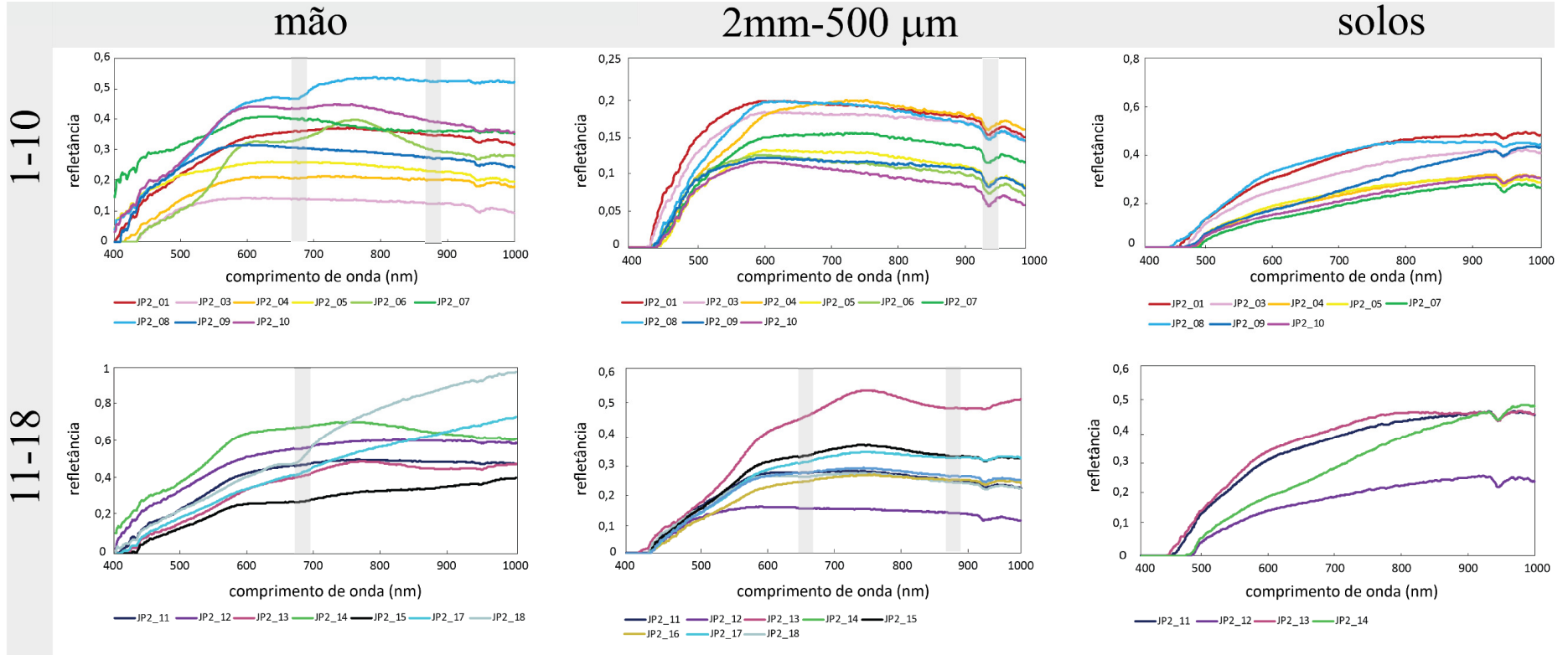


Figura 33. Assinaturas hiperespectrais obtidas no segundo momento de campo. Gráficos divididos em amostra de mão, amostra moída a 2mm-500 µm e por solos. Para melhor visualização dos vários espectros estes encontram-se divididos em dois conjuntos amostrais: de JP2_01 a JP2_10 e de JP2_11 a JP2_18.

⁷ Escala do eixo vertical das assinaturas hiperespectrais diferente entre as amostras [1 a 10] e [11 a 18].

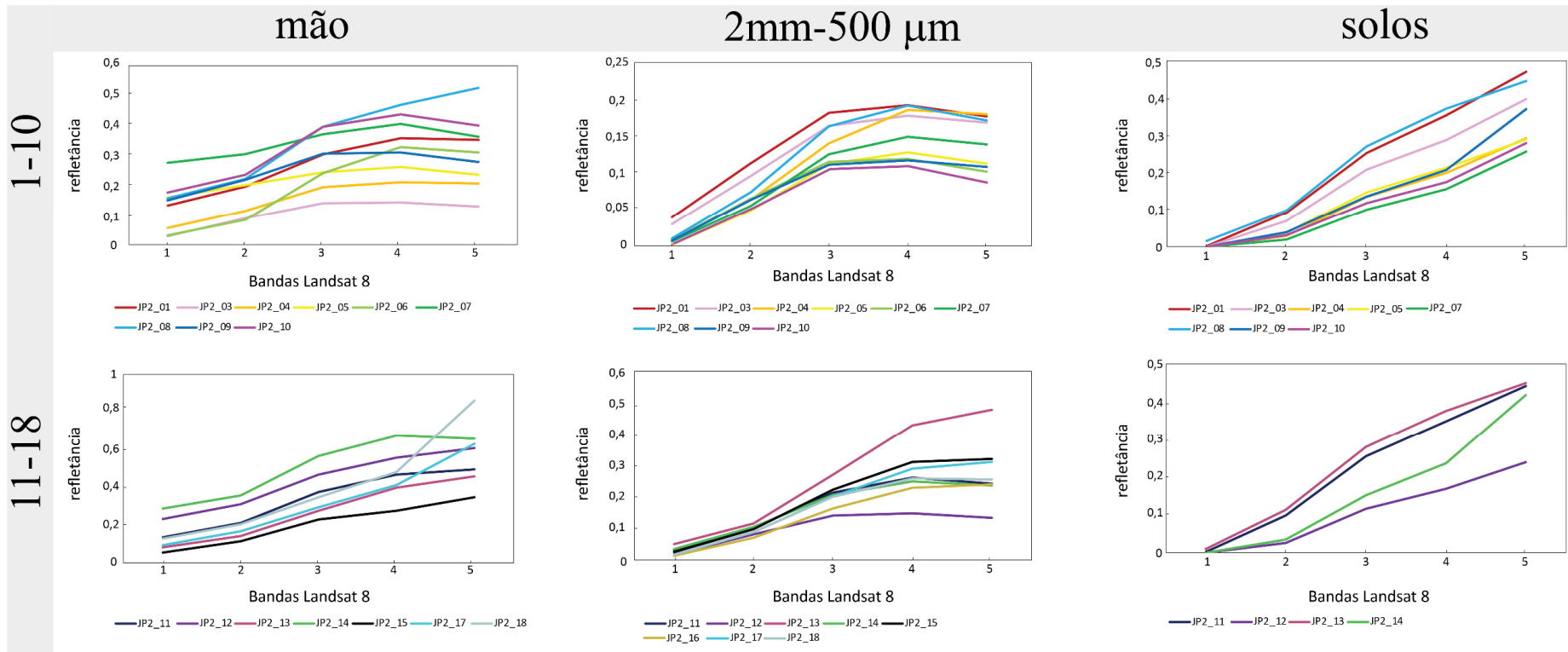


Figura 34. Assinaturas multiespectrais obtidas no segundo momento de campo. Gráficos divididos em amostra de mão, amostra moída a 2mm-500 μm e por solos. Para melhor visualização dos vários espectros estes encontram-se divididos em dois conjuntos amostrais: de JP2_01 a JP2_10 e de JP2_11 a JP2_18

6.5. Análises de correlação

O teste de correlação de Pearson foi utilizado a partir de duas séries de dados:

1. Dados de NDVI de 15 pontos (perfil 1) representativos de Landsat 8 com dados de refletância multiespectrais de campo nas granulometrias de [2 mm - 500 μ m; 500 μ m - 125 μ m, <125 μ m] e de satélite. Pretende-se então deste modo avaliar a vegetação como fator de ruído;
2. Dados multiespectrais de amostra de mão e fração moída [2 mm – 500 μ m] convertidos e dados multiespectrais de verão e inverno de LS8 representativos do perfil 1. Tendo como finalidade relacionar valores de refletância de campo com valores de refletância multiespectrais de satélite (LS8) entre uma das frações moídas (Tabela 7).

Para garantir a representatividade dos resultados na área de estudo no primeiro teste, incluíram-se dois conjuntos de gráficos correspondentes a duas litologias distintas pertencentes às formações geológicas NCa e GVn.

Como verificado pela Figura 36 e Figura 35, as correlações de Pearson apresentam-se significativamente negativas, sugerindo uma grande influência da vegetação nos valores de refletância. Para se verificar esta relação, realizou-se o teste de dados de refletância para as bandas [1-5] e [1-4]. Esta repetição tem o fim de demonstrar resultados com a inclusão da B5 (banda fortemente influenciada pela vegetação) e com a exclusão da mesma (testes só até a banda 4).

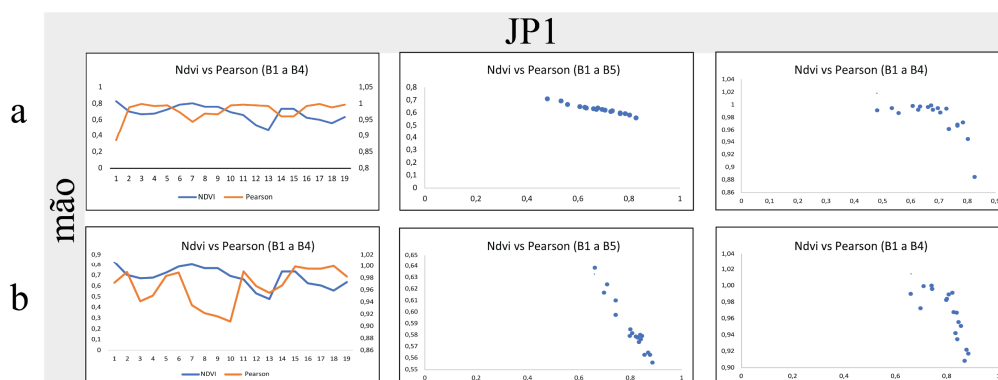


Figura 35. Testes estatísticos de Pearson de JP1.1 (NCa). a) época de verão – julho de 2015; b) época de inverno – janeiro de 2015.

Ao realizar a comparação de valores de R^2 entre a amostra JP1 e JP.2.16, verifica-se que o maior valor deste encontra-se na JP2.16 ($R^2=0,980$) na série de dados de verão (a) com o intervalo da banda 1 à banda 5 (Figura 36). No intervalo da banda 1 à 4 o maior valor encontra-se na amostra JP1 ($R^2=0,650^8$) na época de verão (a). No que diz respeito ao efeito

⁸ R^2 significativo para $p=0,1$.

da granulometria nos valores de correlação estes não apresentam qualquer relação evidente com o NDVI em que os valores de R^2 de amostra de mão/moída/solo entre a mesma amostra são semelhantes.

Comprova-se assim que mesmo que a relação NDVI/Pearson de refletância apresente correlações praticamente lineares no intervalo B1-B5, também se verificam correlações relativamente negativas no intervalo B1-B4 o que indica a grande influência dos valores de refletância com o índice de NDVI. Através do R^2 calculado da JP1 e JP2.16, verifica-se, como esperado, que a vegetação apresente maiores correlações negativas quando a banda 5 encontra-se inclusa nos testes e quando se relaciona o NDVI com os dados da imagens de verão.

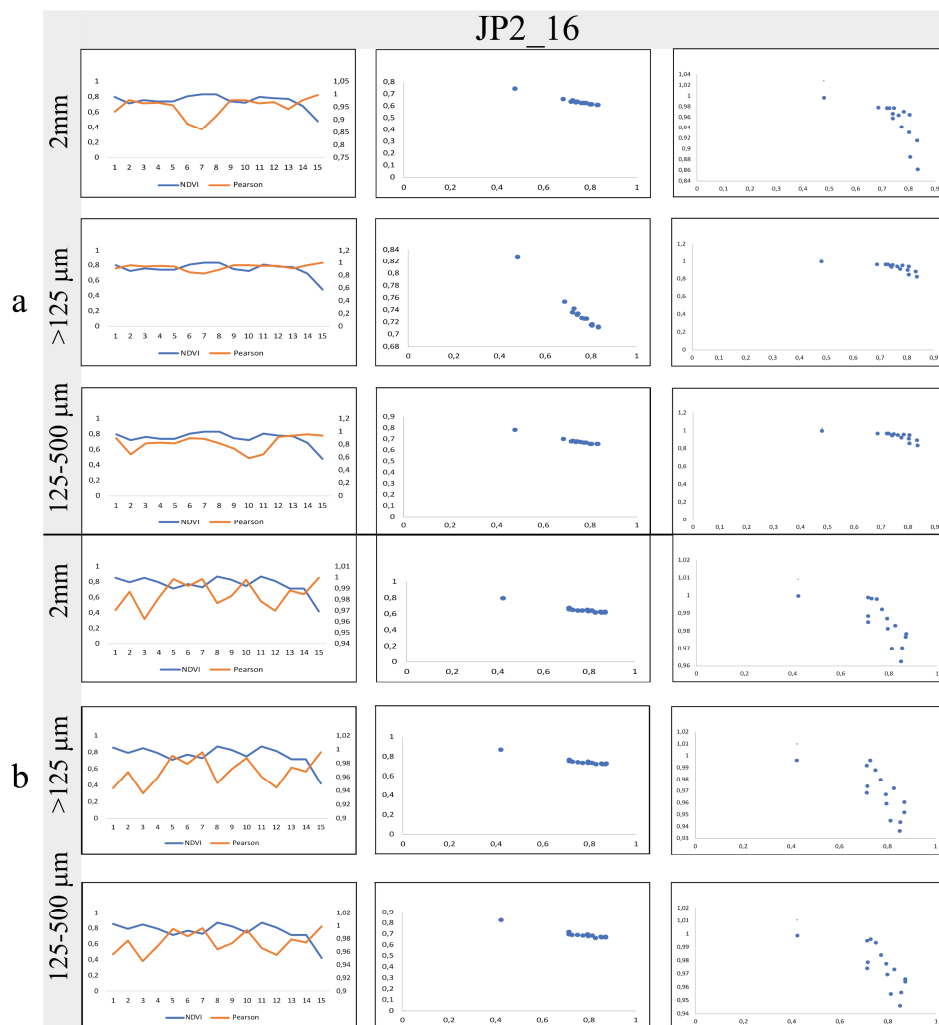


Figura 36. Testes estatísticos de Pearson de JP2.16 (GVn). a) época de verão – julho de 2015; b) época de inverno – janeiro de 2015.

Na Tabela 7 estão presentes correlações de Pearson que relacionam os dados de refletância obtidos no laboratório (mão e moída – 2mm a 500 μ m) com dados de refletância de satélite da época de verão e de inverno. Os dados de refletância de satélite foram selecionados tendo-se atenção a escolherem-se os principais pontos médios do perfil 1 (15

pontos de 346) da Formação de Boque Serpins (NBs), de Caneiro (NCa) e do Granito de Coentral (GCo) garantindo uma maior segurança nos dados obtidos. As correlações apresentadas não são muito variáveis de verão para inverno o que sugere uma homogeneidade aparente sazonal da ocupação do solo. Poderão existir algumas variações na cobertura vegetal nesse período (queda de folhas entre estações) mas não é suficiente para justificar correlações muito variáveis. Os pontos do perfil 1 na imagem de verão apresentam relações mais fortes com os espectros de amostra de mão e moídos comparativamente à imagem de inverno. A quantidade de valores superiores a 0,75 e de outras classes com altas correlações, é maior na imagem de verão do que na de inverno. As maiores correlações situam-se entre as variáveis mão/sat em que se registam 8 casos (JP1.1; JP1.3; JP2.7; JP2.8; JP2.13; JP2.15; JP2.17 e JP2.18) com um intervalo de $r = [+0,76; +0,94]$ o que implica que a análise espectral de amostra de mão apresenta os resultados mais próximos comparativamente aos dados de satélite traduzindo-se numa maior robustez e confiança nos espectros obtidos com estes dados.

Tabela 7. Correlação de Pearson entre dados de satélite (LS8) com amostra de mão e moída. Escala a cores representada por ordem ascendente de valores de Pearson.

B1-B5	verão		inverno		
	mão/sat	moída/sat	mão/sat	moída/sat	
JP1_1	0,84	0,41	0,81	0,37	
JP1_2	0,17	0,36	0,12	0,31	
JP1_3	0,77	0,64	0,74	0,60	
JP1_4	0,69	0,54	0,65	0,49	
JP1_5	0,28	0,40	0,28	0,40	
JP1_6	0,38	0,45	0,38	0,45	
JP2_1	0,58	0,43	0,53	0,38	
JP2_3	0,39	0,48	0,34	0,43	
JP2_4	0,52	0,57	0,48	0,53	
JP2_5	0,33	0,45	0,28	0,40	
JP2_6	0,57	0,36	0,52	0,31	
JP2_7	0,76	0,51	0,74	0,46	
JP2_8	0,77	0,47	0,75	0,42	
JP2_9	0,33	0,43	0,28	0,39	
JP2_10	0,46	0,32	0,41	0,27	
JP2_11	0,66	0,52	0,62	0,47	
JP2_12	0,70	0,41	0,66	0,37	
JP2_13	0,75	0,73	0,73	0,73	
JP2_14	0,60	0,55	0,59	0,55	
JP2_15	0,77	0,83	0,78	0,62	
JP2_16	0,87	0,63	0,84	0,63	
JP2_17	0,87	0,62	0,84	0,65	
JP2_18	0,94	0,60	0,94	0,60	

6.6. Modelo de classificação

O modelo algorítmico de classificação envolveu a utilização de dados multiespectrais de refletância provenientes do Landsat 8. O *software* utilizado para se realizar a árvore de decisão foi o *Weka 3* que se trata de um programa *open source* usado para classificação, *clustering*, entre outros. O algoritmo utilizado designa-se por J48, uma implementação em Java do algoritmo C4.5 (Quinlan, 1992).

A validação dos resultados do modelo baseou-se no uso de métricas tradicionais de precisão (Janssen & Van der, 1994) aplicadas a dados independentes de referência a partir do método *k-means* para um valor de $k=10$.

No que concerne aos dados de satélite foi utilizada a imagem de julho de 2015 em que foram obtidos os melhores resultados comparativamente à imagem de janeiro de 2015 por causa de vários fatores possíveis (menor teor humidade, menor presença de vegetação, entre outros). Esta preferência à utilização da imagem de verão corresponde à análise estatística ANOVA efetuada anteriormente devido ao maior número de diferenças significativas estarem aqui identificadas.

O modelo com maior percentagem de elementos classificados corretamente é o apresentado na Tabela 8.b – 94,08% - indicando de forma imediata a qualidade do mesmo.

A matriz de confusão é dos métodos mais utilizados para se avaliar a precisão de um modelo (Tabela 8) (Liu & Mason, 2009). Para a construção deste modelo foram utilizados 346 pontos correspondentes a valores de refletância de LS8 retirados do perfil 1 (intersecta três litologias – NBs, NCa e GCo). Um dos índices utilizado nesta matriz para determinação da qualidade/validação do modelo é o denominado por índice K de Cohen (kappa statistic) (Liu & Mason, 2009). Este índice mede valores entre [0;1] e descreve-se pela **eq. 5.5**:

$$K = \frac{p(a) - p(e)}{1 - p(e)} \quad (5.5)$$

$p(a)$ representa a concordância entre os valores de input e $p(e)$ a probabilidade de alguma dessa concordância ser ao acaso. Se houver uma concordância total diz-se que $k=1$ e se não houver qualquer tipo de acordo $k=0$.

Tabela 8. Matrizes de confusão efetuadas com o algoritmo J48.

a)	Class.	Class. Correcta	Class. Errada
	Mp	201	2
	Mg	36	44
	Gr	46	9
	Total	283	55
Precisão global: 83,72% ; k: 0,68			

b)	Class.	Class. Correcta	Class. Errada
	Gr	38	17
	Não granito	280	3
	Total	318	20
Precisão global: 94,08% ; k: 0,76			

Nas duas matrizes de confusão apresentadas, o índice de k apresenta valores entre [0,68;0,76] em que no primeiro caso este modelo encontra-se no limite do aceitável para se dizer válido. O segundo caso teve um maior sucesso devido à junção de classes (Mp - metapelito e Mg - metagrauvaque para Não granito) diminuindo a confusão entre litologias.

Com a criação dos *clusters* com o método *k-means*, agruparam-se as amostras de mão (através das medições espectrais realizadas no laboratório e convertidos a intervalos multiespectrais equivalentes às bandas de LS8) da segunda amostragem em três clusters principais:

cluster 0: JP2.13; JP2.15; JP2.17 e JP2.18;

cluster 1: JP2.1; JP2.3; JP2.4; JP2.5; JP2.6;JP2.9; JP2.16;

cluster 2: JP2.7; JP2.8; JP2.10; JP2.11; JP2.12 e JP2.14.

Capítulo 7. Análise e Discussão dos resultados

Um dos principais objetivos deste trabalho é o de avaliar a robustez dos dados de refletância de satélite do Landsat 8, comparando-os com dados de refletância de laboratório a partir da recolha amostral, para a produção de cartografia geológica. Pelas correlações entre dados LS8 (multiespectrais) e amostra de mão e moída (hiperespectrais) verificou-se, a partir de testes de Pearson, que as maiores correlações se situam entre as amostras de mão e os dados de LS8.

O uso de amostra moída a diferentes granulometrias tem sido utilizado na integração de dados multiespectrais de satélite com hiperespectrais para mapeamento litológico. Pelos dados obtidos nesta dissertação verificou-se que esta prática poderá não ser a que melhores resultados traz quando se pretende realizar estudos de DR à escala regional. Para a realização de mapas geológicos por vezes é utilizada a mistura espectral que se define por identificar/conter todos os espectros relativos dos minerais na seção em que foi obtida a informação. Contudo nesta dissertação pretende-se realizar classificação de imagem em termos da rocha propriamente dita, e não mineralógica, discriminando que litologias poderão estar presentes num determinado local da área de estudo. Neste sentido, esperam-se melhores resultados com a utilização de dados espectrais de amostra de mão.

Para a análise de refletância com as 7 bandas multiespectrais do LS8 procedeu-se à escolha de uma série temporal que fosse válida o suficiente em que se selecionaram duas imagens representativas da área de estudo. As escolhidas foram a de: **janeiro de 2015** (época inverno) e a de **julho de 2015** (verão) devido à sua reduzida cobertura de nuvens, com diferenças à partida significativas mas não completamente opostas. Outros fatores como área ardida foram considerados porque ao utilizar imagens com grau extremo de área ardida na zona de estudo (e.g. outubro de 2017 – Incêndios na Região Centro) a refletância obtida não pode não corresponder à refletância da litologia em questão, mas sim de matéria orgânica relacionada com a presença de cinzas aumentando a incerteza nos dados obtidos.

A vetorização da carta geológica teve um papel fundamental para se identificar com exatidão quais litologias intersectavam os perfis para posterior extração de valores de refletância. Para análise dos valores de refletância procedeu-se à criação de 8 perfis (4000 pontos) com o critério de não só intersectar litologias relevantes, mas também interpretar, a partir de testes estatísticos, quais os perfis que apresentam os resultados com maior confiança.

O ruído nesta área de estudo pode-se manifestar principalmente pela ocupação antrópica: mais presente no perfil 5, ou pela presença de vegetação: perfis 1 e 2. O perfil 8 é um perfil transversal que teve como objetivo intersectar o máximo de variabilidade litológica presente na área. De modo a não se explorar simplesmente dados de refletância obtidos no gabinete foi necessário realizar amostragem no campo para melhor se contextualizar a variabilidade na área de estudo.

A amostragem no campo tem interligações com os dados obtidos pelo satélite em que a procura por zonas remobilizadas com pouca vegetação, de baixo declive e sem ocupação antrópica são prioridade. Além da variabilidade litológica, um dos critérios para uma amostragem representativa e significativa era fazer recolha de rochas tanto afetadas ou não por metamorfismo de contacto. De forma a sumariar o contexto geológico de onde as amostras foram recolhidas, criou-se uma tabela que pode explicar algumas diferenças espectrais. A partir da observação das amostras de mão identifica-se que existe uma variabilidade substancial no que diz respeito à coloração.

7.1. Utilização de dados geoquímicos para correlação espectral

Com base na recolha de amostras no campo de metassedimentos e de granitos realizaram-se metodologias para obtenção de dados geoquímicos de elementos maiores por FRX. Devido à escassa informação científica neste sentido, este trabalho pretende ter uma aplicação prática no que toca à realização de trabalhos de caracterização litológica no Grupo das Beiras. Deste modo, ao correlacionar a análise hiperespectral com a geoquímica, pode ser pertinente ao cientista que proceda à recolha de amostras nesta área, saber a classificação litológica e que particularidades geoquímicas de teores de elementos maiores estas contêm identificando-se como um método expedito de obtenção de dados relevantes.

Os dados geoquímicos permitem correlacionar de que forma certos elementos químicos podem influenciar a assinatura espectral de amostras. Assim, pode resolver questões sobre presenças de certas diferenças nas assinaturas espectrais apresentadas.

A amostragem teve o objetivo de selecionar amostras médias representativas do local e que representassem a variabilidade. Com a análise geoquímica e uso dos diagramas de Herron (1988) e de Hinterlechner-Ravnik & Moine (1977) identificaram-se as rochas as amostras do Grupo das Beiras como metassedimentos com dominância pelítica justificada pela composição química dos elementos maiores presentes nas amostras não ser muito

variável. Nas projeções efetuadas verificou-se apenas um *outlier* com duas amostras relativas à segunda amostragem justificando a pouca variabilidade que estas apresentam.

Pela Figura 32 e Figura 33, nos espectros relativos às amostras de mão, distinguem-se dois grupos de comportamento espectral principais, um deles correspondente às assinaturas hiperespectrais dos metassedimentos e outro correspondente às assinaturas dos granitos. Em relação às diferenças espectrais dentro do grupo principal dos metassedimentos estas não são geralmente muito significativas e, quando as há, a geoquímica não foi concreta na justificação para tal fator. As amostras graníticas de JP2.17 e JP2.18 apresentam valores médios (%) de Na₂O [A.M=1,88] e de CaO [A.M=1,25] bastante superiores aos registados nos metassedimentos indicando uma variabilidade geoquímica entre estes grupos. Esta diferença na afinidade geoquímica é bem marcada nos espectros correspondentes entre os dois grupos principais.

7.2. Análise de dados de refletância multiespectral de LS8

A análise espectral de refletância de satélite é realizada através de bandas óticas presentes no sensor do satélite. Com o uso de dados de LS8 é possível realçar a identificação litológica de uma área de estudo, sem custos, através de análise espectral. Assim, a classificação de imagem é uma das abordagens mais importantes para identificação de objetos à superfície através de técnicas de mapeamento de Detecção Remota. Estudos de Hammam, Gaber & Abdelwahed (2018) destacam o objetivo de atualizar os mapas geológicos existentes até ao momento no Egito e realçar informação da distribuição litológica e do historial de falhas. Os resultados obtidos permitiram identificar a estrutura à superfície ou próxima desta e discriminar litologias através da análise de assinaturas espectrais e das suas absorções. Recentemente, em Vila Nova de Foz Côa têm-se utilizado metodologias inovadoras como a criação de rácio de bandas (BR), ACP (Análise de Componentes Principais) seletiva, combinações de RGB, entre outros (Cardoso-Fernandes, Teodoro & Lima, 2019) diferenciando assinaturas espectrais dos pegmatitos que suportam o lítio, das rochas hospedeiras, para a deteção de lítio em pegmatitos.

Deste modo, a minha análise é feita em 7 intervalos correspondentes às 7 bandas multiespectrais do LS8 num comprimento de onda total de 2250 nm. Pela representação gráfica (Figura 30) identifica-se que os valores de refletância são mais baixos na imagem de janeiro 2015 comparativamente à de julho de 2015. Esta diferença de magnitude correlaciona-se perfeitamente com o esperado devido à presença de vegetação aumentando o ruído dos dados obtidos devendo esta interpretação ser tido em conta em trabalhos futuros para a área

de estudo. Na imagem de verão, o Granito de Coentral destaca-se claramente ao longo de todo o intervalo de comprimento de onda, com exceção da banda 5 em que os valores de refletância das litologias com interesse encontram-se bastante próximas. A banda 5 corresponde ao comprimento de onda do infravermelho próximo no LS8 pelo que o impacto da presença de mais vegetação nesta banda é mais notável. Na banda 5 é onde ocorre a primeira diferenciação visível de refletância do **NBs** com o **Nca** em que em todo o resto do intervalo estas litologias são dificilmente distinguíveis. As bandas não se comportam de modo homogêneo devido à diferença com que certos comprimentos de onda são afetados por fatores como características da própria rocha e o modo como esta responde à refletância solar. Na imagem de inverno, as quatro primeiras bandas [B1;B4] contêm valores muito baixos de refletância atingindo mínimos negativos devido a aplicações de técnicas de pré processamento em valores já muito reduzidos devido à humidade pelo que os dados obtidos nestas bandas não se consideram muito relevantes para o estudo. Os resultados variam bastante sendo que a diferenciação entre Nca e NBs torna-se mais evidente. Em termos comparativos estas possuem valores de refletância mais elevados que o **Granito de Vila Nova** (GVn), caso que não se passava na imagem de verão.

Como a quantidade dos dados de refletância do LS8 foi elevada realizaram-se testes estatísticos adequados para melhor discriminação dos perfis com mais significância e das três litologias consideradas (NBs,Nca,granitos): ANOVA e Tukey-Kramer (Tabela 6). Estes testes foram uma primeira abordagem para se identificar quais as bandas mais relevantes para o estudo. Para se chegar às tabelas apresentadas foi necessário, em cada perfil singular, realizar o teste ANOVA para as 7 bandas do LS8.

Após a compilação dos dados obtiveram-se os resultados apresentados em que se identifica um maior número de diferenças significativas ($p < 0,05$) nos perfis originados pela imagem de verão o que seria expectável devido à presença de menor vegetação e de menor ruído da imagem (menor cobertura de nuvens).

Na imagem de verão, os perfis que apresentam melhores resultados são o perfil 3,4 e 8 e o pior é o perfil 5 devido à ocupação antrópica presente. Na imagem de inverno o perfil 3,7 e 8 são os que apresentam os resultados mais significativos. Depois desta primeira filtragem, sujeitaram-se as bandas que apresentavam diferenças ao teste de Tukey. Tal teste permite perceber entre quais litologias do perfil em questão estão situadas o maior número de diferenças significativas. No verão, o maior intervalo de diferenças significativas (>70%) situam-se em **10** situações diferentes. A litologia NBs vs Nca apresenta **4/10** destas diferenças; NBs vs GCo: **2/10**; Nca vs GCo: **2/10**; NBs vs GVn: **1/10** e Nca vs GVn: **1/10**. Estes resultados são bons indicadores para a distinção litológica entre os metassedimentos na área de estudo estando aqui presentes. À partida supunha-se que o número de diferenças

encontradas entre os NBs e os NCa seria muito mais baixo do que realmente se obteve sendo um ponto positivo desta técnica.

Na imagem de inverno, apesar de se registarem menos diferenças estatisticamente significativas no teste ANOVA, as bandas que as apresentam são mais indicativas da presença de diferenças entre os grupos no teste de Tukey. Num menor número de bandas estudadas foram identificadas um maior número de diferenças relativamente à imagem de verão. As maiores diferenças (> 70%) encontram-se em 13 comparações diferentes. A litologia NBs vs NCa tem **6/13** das diferenças, NBs vs GCo: **2/13**; NBs vs GVn: **2/13** e NCa vs GVn: **2/13**. Num passo seguinte, dados de geoquímica, análise espectral em várias granulometrias e o contexto de amostragem são essenciais para fazer uma interligação com todos estes resultados.

Estando terminada a capacidade de análise do LS8 para discriminação das litologias, procedeu-se à análise dos valores de refletância para os locais amostrados. Na área de estudo, a imagem de inverno apresentava maiores índices de NDVI indicando maior presença de vegetação saudável. No verão, devido a efeitos de senescência os valores de NDVI são relativamente inferiores.

Em relação aos locais da primeira amostragem realça-se que os valores de refletância de verão de NBs são muito superiores aos do inverno em que se realça uma diminuição significativa destes valores com a imagem de inverno. Os valores de NDVI de NBs são: [janeiro de 2015 – 0,925; julho de 2015 – 0,794] pelo que com a diminuição da vegetação houve registo de maiores valores de refletância devido a vários fatores possíveis como a maior quantidade de área exposta de superfície.

Nos locais da segunda amostragem estão presentes três grupos principais: NBs e NCa (metassedimentos) e GVn (Granito de Vila Nova). O comportamento espectral entre os metassedimentos é semelhante não estando presentes proeminências entre estes dados. Este caso não se verifica comparando as assinaturas dos metassedimentos com as do granito em que na imagem de verão, o comportamento espectral da banda 5 e 6 é consideravelmente diferente das restantes litologias apresentadas.

Como as imagens foram tiradas em momentos diferentes, características relacionadas com a imagem como o ângulo solar, processamento de imagem (correção atmosférica, humidade nos solos) são fatores preponderantes na análise de valores de refletância neste tipo de dados. Os locais de recolha de amostras teve como um dos objetivos relacionar valores de refletância multiespectral do LS8 aqui obtidos com as assinaturas hiperespectrais obtidas em laboratório.

7.3. Análise de dados de refletância hiperespectral *in situ*

Em grande números de casos os espectros são analisados de forma unicamente qualitativa pelo que com o aumento de técnicas mais sofisticadas com vista à interpretação quantitativa espera-se a obtenção de resultados com mais qualidade. Resultados de estudos anteriores (Bishop et al., 1996; Zaini, Van Der Meer & H. Van Der Werf, 2012) mostraram que a distribuição granulométrica numa mistura espectral podem ter influências significativas nas propriedades espectrais da mesma. Em geral, as amostras estudadas no estudo de Bishop et al (1996) mostraram que os efeitos da diminuição granulométrica traduzem-se numa refletância relativamente superior na região do espectro eletromagnético de 5-8 μm em que determinadas secções do espectro (*reststrahlen*)⁹ apresentam reduções na sua intensidade devido à diminuição da granulometria (e.g. 125 μm para 45 μm). Zaini et al (2012) estudaram amostras carbonatadas em que a variação do tamanho do grão influencia a forma espectral nas características da absorção nas regiões do espectro eletromagnético no SWIR e TIR (8-14 μm). Assim, quanto mais grosseira for uma fração, mais radiação eletromagnética esta consegue absorver na sua superfície comparativamente às finas como se comprova pelas assinaturas espectrais obtidas (Figura 32; Figura 33). A granulometria está relacionada com a espessura do grão e à porosidade, em que quanto menor o tamanho das partículas, maior a sua porosidade.

As bases de dados espectrais têm como função principal a compilação de dados hiperespectrais para possibilitar a comparação entre resultados obtidos numa dada área de estudo. Assim, a contribuição para os dados presentes nestas bibliotecas espectrais provém de 4 fontes de referência distintas: John Hopkins University (JHU), Jet Propulsion Laboratory (JPL) – em que a ECOSTRESS utiliza dados deste laboratório, Arizona State University (ASU) e da United States Geological Survey (USGS). Na Figura 37 estão representados vários espectros de JPL utilizando amostra de mão de um *shale*, que possui comportamento espectral semelhante ao xisto, e de um granito no intervalo 0 – 1,0 μm .

⁹ Bandas que demarcam o contraste espectral a partir das vibrações moleculares.

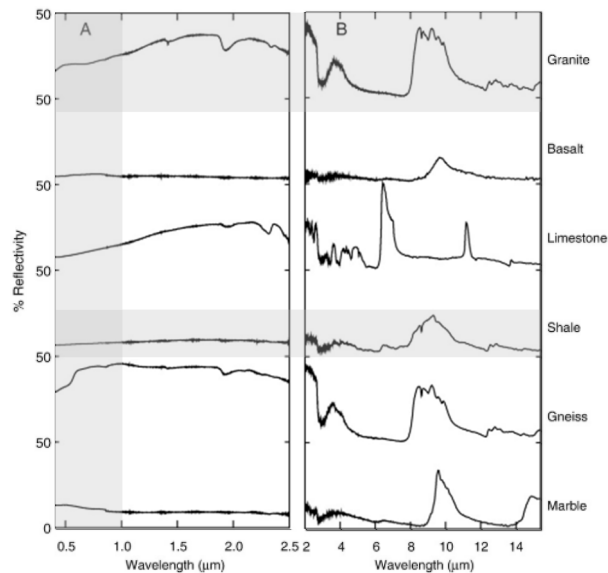


Figura 37. Exemplos de espectros JPL para rochas ígneas, sedimentares e metamórficas. Variações demonstradas ao longo da região do visível e do infravermelho próximo (0,4 – 2,5 μm) e do infravermelho (2,0 μm– 15,4 μm). Marcadas zonas a cinzento para realçar a comparação com os dados obtidos. Retirado de Baldrige et al (2009).

Os comportamentos espectrais do granito e do *shale* no comprimento de onda [0,4 – 1,0 μm] apresentam bastantes diferenças em que no granito identifica-se um pico de refletância por volta dos 500 nm enquanto que no *shale* os valores de refletância mantêm-se praticamente iguais ao longo do comprimento de onda referido. Estes resultados referidos na bibliografia suportam os obtidos na dissertação em que de modo geral os espectros de amostra de mão dos metassedimentos têm valores de refletância relativamente constantes ao longo do comprimento de onda considerado [400 nm – 1000 nm].

As bibliotecas espectrais referidas utilizam frações granulométricas correspondentes a pó (moídas) em variadas frações (μm) (JPL: [0 – 45; 45 – 125; 125 – 500; sólido (S)]; JHU: [0 – 75; 75 – 250; sólido (S)]). Na Figura 38 está representado o espectro de um mineral de quartzo de acordo com a refletância em diferentes granulometrias provenientes de três bibliotecas espectrais (JPL e JHU) (Rivard et al., 2008) demonstrando as diferenças de refletância dependendo destas. De facto, verifica-se pelos resultados que nenhum conjunto de assinaturas hiperspectrais manteve-se constante nas diferentes frações granulométricas havendo flutuações marcantes de refletância entre as diferentes amostras.

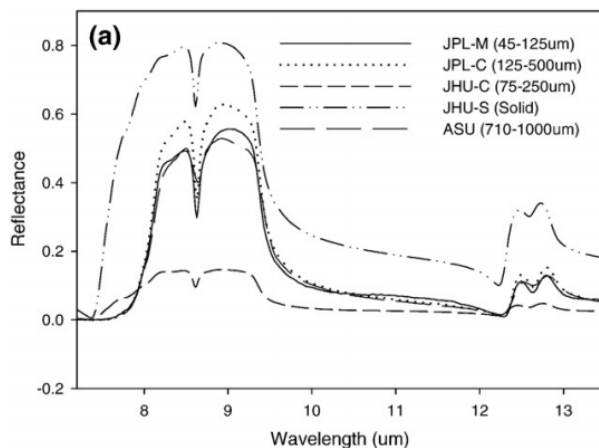


Figura 38. Espectro de refletância de quartzo com diferentes granulometrias. Retirado de Rivard et al. (2008)

Nos gráficos hiperespectrais realizou-se a identificação de picos de absorção quando estes são notáveis sendo indicadores da presença de elementos químicos ou de minerais. Num primeiro momento identificaram-se unicamente os picos de absorção presentes (Ver Figura 32; Figura 33) enquanto que neste ponto da discussão pretende-se identificar mais detalhadamente, a partir da relação com bases de dados e com bibliografia, quais os minerais e elementos químicos presentes nos espectros. Alguns picos, devido a problemas relacionados com a falta de informação ou de correlação com este tipo de dados, aparecem designados como não identificados (NI).

No campo do VNIR estão presentes absorções relativas a óxidos de ferro (Hunt & Ashley, 1979; Morris et al., 1985; Sherman & Waite, 1985; Cudahy & Ramanaidou, 1992, 1997) nomeadamente minerais de goetite nos comprimentos de onda [630-715 nm] e hematite [850-1000 nm] em alguns metassedimentos. Estão presentes em todas as amostras por volta dos 950 nm absorções correspondentes à presença de água sendo este efeito de humidade mais sentido nas amostras de moídas comparativamente às amostras de mão. Está presente um pico de absorção de biotite numa amostra granítica observado na base de dados espectral da ECOSTRESS (Baldrige et al., 2009). Esta identificação química a partir dos picos de absorção permite chegar a duas conclusões: a presença de Fe^{3+} foi marcada em metassedimentos e não nos granitos e que o mineral de biotite teve absorção nas amostras graníticas e não nos metassedimentos. Em relação às amostras com picos de absorção o objetivo foi realizar a identificação dos mesmos em que se espera a continuação de análise destes dados noutros trabalhos para se obter um maior número de picos identificados.

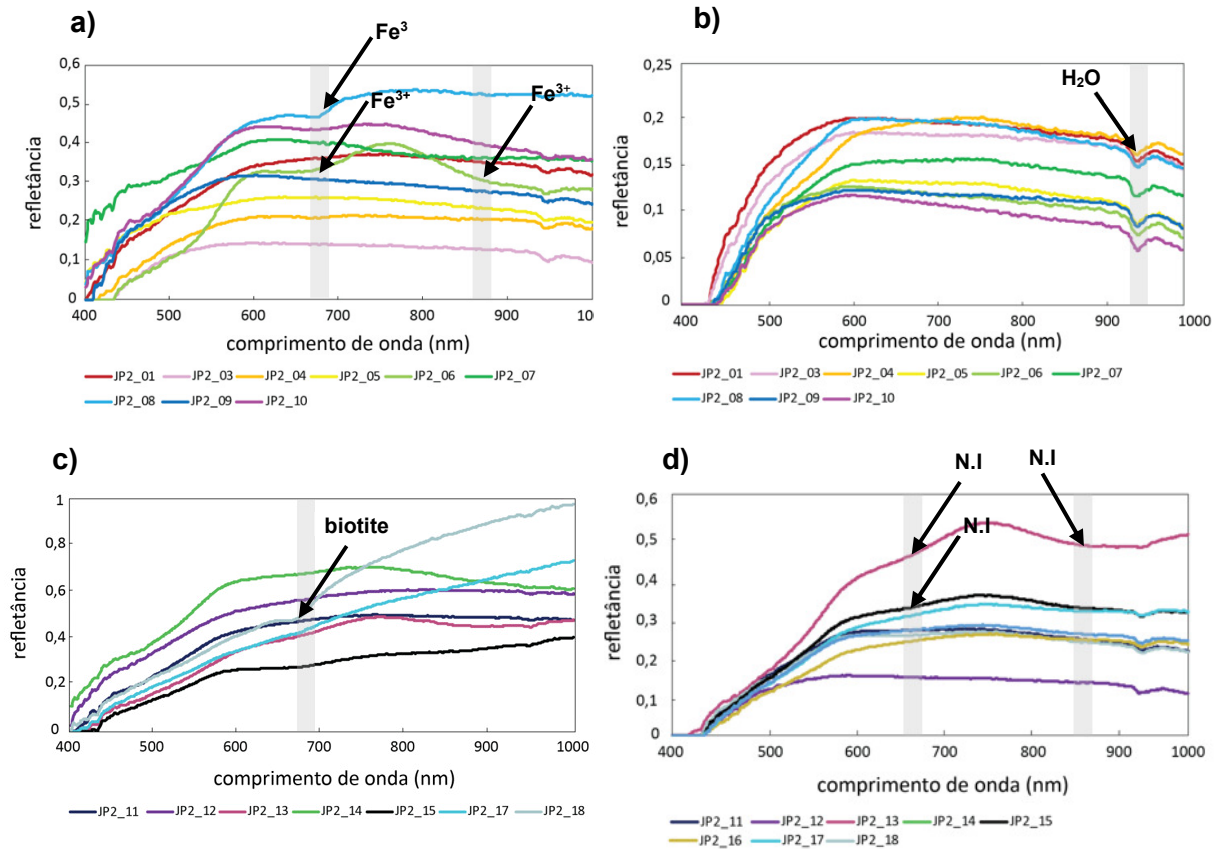


Figura 39. Assinaturas hiperespectrais com picos de absorção representados.

- a) identificam-se picos de absorção das amostras JP2.6, JP2.8 como óxidos de ferro (Fe^{3+}) – goetite [680 nm]; hematite [970 nm]; b) Picos de absorção presentes em todas as amostras de H_2O [950 nm]; c) Pico de absorção de biotite na amostra JP2.18 [690 nm]; d) Picos de absorção não identificados (N.I.) nas amostras JP2.13 e JP2.15 [660 nm; 860 nm].

As bases de dados espectrais são relevantes devido à quantidade de informação que estas contêm servindo de calibração e validação ao estudo de análise espectral. Contudo, devido a estarem presentes dados que nem sempre correspondem ao contexto da área de estudo que se está a abordar, é necessário, para a obtenção de melhores resultados, recolherem-se amostras com contexto de recolha relevante do estudo em desenvolvimento. Ao se proceder à análise espectral de amostra de mão, amostra moída (2mm – 500 μm ; 500 μm – 125 μm e <125 μm) e de solo a partir da amostragem realizada no campo, o efeito da granulometria presentes é evidente pelos gráficos apresentados das duas amostragens de campo (Figura 32; Figura 33).

Em relação ao comportamento espectral geral entre amostra de mão e moída este é significativamente diferente em que, em regra, não existe um espectro que mantenha os seus valores de refletância e características espectrais ao longo de várias frações. A homogeneidade das formas espectrais é claramente superior nas amostras moídas do que nas de mão devido à remoção de aspetos texturais da rocha original e pela diminuição do

tamanho das partículas analisadas pelo espetroradiómetro. Esta diminuição de granulometria traduz-se numa diminuição de contraste espectral (Salisbury & Wald, 1991) como comprovado pelos espectros obtidos neste trabalho.

Atentando a análise em comportamentos espectrais de amostras específicas, a amostra JP1.3 (quartzo) comparativamente às restantes amostras possui os maiores de refletância do grupo amostral [1-10] ao longo das várias frações granulométricas devido ao alto albedo que produz. A amostra JP2.13 apresenta um espectro (2mm – 500 µm) significativamente diferente dos restantes com valores de refletância muito superiores. Esta diferença pode ser explicada pela coloração da amostra (Figura 26) em que este fator é mais realçado nas amostras moídas do que nas de mão devido a variáveis como a textura e angulosidade das seções analisadas não ter tanta influência neste estado. A amostra JP1.5 apresenta características completamente contrastantes à mencionada anteriormente. Esta apresenta os valores de refletância mais baixos em todas as granulometrias analisadas de todo o grupo dos metassedimentos justificado pela coloração extremamente negra que esta apresenta devido à grande quantidade de grafite presente nesta amostra.

No que diz respeito aos solos, estes apresentam grupos com composições mais ou menos orgânicas pelo que é possível, através da variável da coloração, relacionar os valores de refletância com os espectros obtidos. Através da forma do espectro também é possível inferir quanto à sua quantidade de minerais de argila presentes em que a um aspeto ascendente dos mesmos corresponde um teor reduzido de argila (Fiorio et al., 2014).

De modo geral, colorações mais escuras, correspondem a espectros com menores refletância o que se verifica entre a JP2.4 (solo mais orgânico) e solos com coloração mais clara, com menor conteúdo em matéria orgânica, a valores de refletância superiores (JP2.8) (Figura 40) (Ver Figura 25 para visualização de diferenças de coloração).

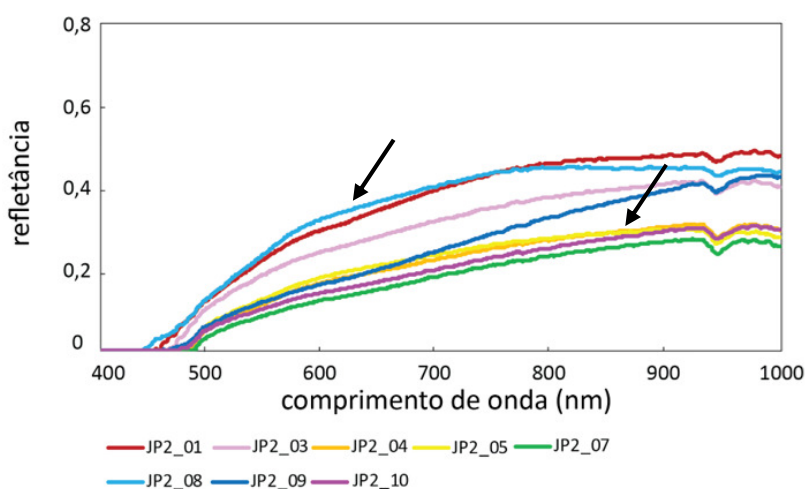


Figura 40. Assinaturas hiperespectrais de alguns tipos de solo recolhidos. Setas a assinalar os solos referidos no texto e as suas diferenças espectrais relacionadas com o conteúdo em matéria orgânica.

A revisão da literatura é um passo importante de modo a se conseguir relacionar a geoquímica, rocha e o contexto em que esta foi recolhida. Alguns estudos não podem ser diretamente aplicáveis devido ao intervalo espectral destes não ser o mesmo pelo que uma correlação entre estes dados hiperspectrais com dados de LS8 pode responder a algumas questões levantadas neste sentido. Por vezes, apesar de existirem certos elementos e minerais presentes nas assinaturas espectrais, estes podem não ser distinguíveis dependendo do campo eletromagnético em estudo.

Para a discriminação da geoquímica nos espectros sugere-se a realização de petrografia e de uma maior recolha de amostras. A disponibilidade do uso dos equipamentos utilizados para o estudo como o espectroradiómetro é grande, pelo que pode ser explorada melhor estas questões. Análises noutros campos eletromagnéticos, nomeadamente no infravermelho térmico (TIR) estão presentes em grandes quantidades na bibliografia sendo esta uma área emergente na deteção remota.

7.4. Correlação de dados hiperspectrais e multiespectrais de satélite

A partir da realização de testes estatísticos de correlação como os de Pearson, relevantes para o estudo pretendeu-se responder a duas principais questões:

1. De que modo o NDVI influencia os valores de refletância na época de verão e inverno;
2. Que tipo de dados hiperspectrais (mão ou moída) melhor se correlacionam com dados de satélite de LS8.

A relação apresentada entre o NDVI e o Pearson (refletância) entre dois intervalos de bandas: [B1 a B4] e [B1 a B5] foi realizada a partir dos dados de refletância de satélite em conjunto com os de laboratório. Os testes de correlação realizaram-se entre dois grupos litológicos distintos: um metassedimento (JP1) e um granito (JP2.16) em distintas granulometrias (Figura 35; Figura 36). A relação inversa entre o NDVI e os valores de Pearson de refletância era, à partida expectável, mas não com correlações negativas tão altas, praticamente lineares, entre B1 e B5. Com a exclusão da B5 (banda altamente influenciada pela presença de vegetação) também seria expectável que as relações diminuíssem bastante em relação a B1-B5, o que não se verificou a grande escala obtendo-se valores de $R^2=0,650$ e $0,493$ para as amostras JP1 e JP2.16 respetivamente. Os testes para variadas frações granulométricas teve como objetivo inferir se o NDVI tem melhores ou piores correlações neste sentido, contudo não se verificaram quaisquer diferenças de correlação evidentes. Entre os valores de R^2 da imagem de verão (a) e de inverno (b) obtiveram-se os resultados

esperados em que na imagem de verão a correlação negativa é mais acentuada e na imagem de verão menos.

Os valores de Pearson entre os dados hiperespectrais de laboratório (mão e moída) e os dados de LS8 estão identificados na Tabela 7. As maiores correlações correspondem geralmente às amostras de mão no verão, facto que pode ser explicado pela manutenção de características texturais que conferem uma maior relação dos valores de refletância entre estes dados comparativamente a dados de LS8. As amostras moídas apresentam, comparativamente à amostra de mão, menores correlações de Pearson entre os dados de LS8 em que estes resultados podem ser explicados pela maior homogeneidade a nível de coloração e textural comparativamente às amostras de mão. Deste modo, quanto mais as rochas permanecerem no seu estado original, uma integração com maior confiança dos dados hiperespectrais com dados multiespectrais do LS8 poderá ser efetuada.

7.5. Utilização de modelos de classificação para realização de cartografia

A metodologia de Machine Learning neste trabalho foi utilizada como perspetiva exploratória para iniciar uma discussão sobre os dados obtidos para a realização de cartografia remota. Novos métodos de mapeamento geológico podem ajudar à realização de mapas mais detalhados e com novas variáveis científicas incluídas, sendo útil para o desenvolvimento da ciência e de uma região.

Num passo inicial, agruparam-se dados multiespectrais de refletância convertidos de amostras de mão de maneira a verificar se o clustering neste contexto pode ser realizado com sucesso ou não. Com a criação dos *clusters* com o método *k-means*, agruparam-se as amostras de mão da segunda amostragem em três clusters principais. O *cluster 1* de entre 7 amostras, 6 são metassedimentos podendo haver aqui indicação litológica. O *cluster 0* em 4 amostras tem 2 de metassedimentos e 2 de granito, com distribuição espacial próxima entre si. O *cluster 2* parece ser o mais distribuído destes todos com amostras de vários grupos e contexto. Estes clusters parecem agrupar as amostras mais próximas umas das outras em relação à sua distribuição espacial aquando da amostragem contudo mais nenhuma interpretação pode ser realizada com este agrupamento de ML realizado. Para um melhor sucesso do agrupamento sugere-se uma maior amostragem e a aplicação de rácios (Band Ratios) e índices (NDVI) para melhores resultados porque a inserção única e exclusiva dos valores de refletância parece não ser a melhor via.

Para a realização dos modelos de classificação é necessária uma grande quantidade de dados pelo neste passo utilizaram-se dados de refletância multiespectrais (346 pontos do perfil 1) de Landsat 8 da imagem de julho de 2015. A utilização desta imagem ao invés da de janeiro de 2015 deveu-se ao fator principal de nesta estarem representadas um maior número de diferenças significativas (para $p > 0,05$) para o perfil 1 comparativamente à imagem de inverno o que se traduz numa maior aproximação à realidade de campo tornando o modelo mais replicável neste e noutros contextos semelhantes.

Numa primeira fase de criação de modelo avaliaram-se os atributos mais relevantes na criação deste através da análise do Ganho de Informação. Um atributo importante contribui para o ganho de informação em que no final obteve-se, por ordem de importância crescente de importância, as seguintes bandas: banda 5, banda 6, banda 7, banda 1, banda 2, banda 4 e banda 3. Como seria de esperar, a banda 5 é a que apresenta uma menor ordem importância devido ao grande ruído que esta apresenta.

Os dois modelos criados obtiveram taxas de sucesso elevadas e têm resultados com bastante confiança. Esta confiança é dada de modo numérico pelo índice de cohen (k) que mede a proporção de células corretamente classificadas em que o primeiro (com variáveis NBs,NCa e GCo) apresentou uma precisão global aproximada de 84% e k de 0,68 e o segundo (com variável granito e não granito) uma precisão global aproximada de 94% e k de 0,76. Deste modo, os dois modelos tiveram grande sucesso na sua elaboração validando os dados de LS8 para a realização de cartografia remota na área de estudo. Foi obtido o limite máximo de precisão obtida por estes modelos através dos dados utilizados pelo que uma maior percentagem desta não corresponderá à realidade verificada no terreno podendo se tratar de um problema de *overfitting*.

Pela visualização das matrizes de confusão (Tabela 8) verifica-se que a maior confusão dos resultados está entre **NBs/NCa** (metassedimentos) e a menor entre **granitos/não granitos** como seria algo expectável *à priori*. A junção dos metassedimentos numa só variável (não granitos) aumentou o valor de precisão em 10% entre os modelos realizados provando ser uma técnica eficaz na classificação de imagem.

Capítulo 8. Considerações finais

A presente dissertação teve como principal foco o estudo de amostras geológicas e de solo do Grupo das Beiras com técnicas de espectrometria. O papel da análise espectral tem vindo a ganhar uma maior relevância no mapeamento geológico com aplicações na cartografia geológica e na gestão do território promovendo uma caracterização dos recursos minerais de uma região.

Com a crescente quantidade exponencial de informação dada pelos satélites, nomeadamente pelo Landsat 8, torna-se importante avaliar o uso de novas técnicas mais quantitativas e objetivas de realização de ciência. Assim, com o uso de técnicas estatísticas dos dados de LS8 consegue-se discriminar onde se encontram as diferenças nas bandas e quais litologias são diferentes entre si. Entre as duas imagens analisadas de LS8 identificaram-se diferenças notáveis na refletância devido a variações de vegetação entre inverno (janeiro de 2015) e verão (julho de 2015) provocadas por diversos fatores nomeadamente pela flutuação da ocupação do solo. Estas diferenças eram expectáveis e avaliou-se, a partir de testes de correlação de Pearson, a relação entre a refletância e o índice de vegetação NDVI. As correlações provaram ser bastante negativas, praticamente lineares, ao considerar o intervalo entre [B1 – B5] sendo um resultado esperado mas não com esta magnitude. Assim, conclui-se que a análise de refletância multiespectral nesta dissertação tem melhores resultados na imagem de julho de 2015 do que na de inverno de 2015 sendo um fator importante para a realização de cartografia remota desta área de estudo.

As bases de dados espectrais caracterizam-se por terem uma grande quantidade de informação espectral gratuita permitindo a validação, calibração e simulação de produtos de mapeamento espectral. Contudo o uso desta informação não invalida a necessidade de ir ao campo e realizar amostragem da área de estudo em questão. A espectralradiometria complementa estas duas escalas de trabalho: a escala regional de satélite e a escala local de afloramento tornando possível a integração dos dois tipos de dados. Os dados hiperespectrais neste trabalho foram obtidos a partir de duas campanhas de amostragem recolhendo-se amostras representativas e com variações entre si. Estas variações, em grande maioria dos estudos, têm sido explicadas unicamente a partir de análise espectral e, nesta dissertação, utilizaram-se também dados geoquímicos de elementos maiores na tentativa de correlacionar as diferenças encontradas. Como as amostras apresentam uma grande afinidade litológica (textura, alteração) entre si não se conseguiu obter um grande número de assinaturas

hiperspectrais com comportamentos distintos entre si dentro da mesma granulometria. Em certos espectros de amostra de mão que apresentavam picos notáveis de óxidos de ferro (Fe^{3+}) os dados geoquímicos obtidos não foram conclusivos para explicar o porquê da manifestação destes em determinadas amostras e não noutras. Alguns picos, apesar de identificados, não se conseguiu ir além da simples identificação visual destes embora, com mais tempo de consulta e com mais dados, certamente conseguir-se-á responder a estas questões levantadas. Contudo, conseguiu-se identificar alguns picos de absorção relevantes em que foi bem sucedida, a partir de dados bibliográficos e de bases de dados espectrais, a identificação de elementos e minerais nestes picos. Na bibliografia consultada, a maior parte dos picos de absorção encontram-se identificados noutros campos do espectro eletromagnético sendo que neste trabalho só se trabalhou no campo VNIR contando apenas uma pequena parte de uma história muito mais rica da amostra. Contudo, as análises no campo TIR (8-14 μm) requerem um maior investimento económico na obtenção destes dados pelo que realço a importância de aprofundar questões levantadas nesta dissertação no campo VNIR, a partir do espectroradiómetro utilizado no Departamento de Ciências da Terra e de análise de imagens Landsat 8 nas 7 bandas multiespectrais.

A correlação obtida entre dados de mão e moída com satélite (LS8) foi bastante surpreendente pois não se esperava uma correlação tão superior com os dados LS8/mão. A maior parte dos estudos de mapeamento geológico integra dados de dados de refletância de satélite e hiperespectrais. Os dados hiperespectrais provêm de amostras moídas das bases de dados espectrais pelo que com os resultados obtidos neste trabalho poderá não ser a metodologia que produza os resultados mais fiáveis. Esta diferença de correlação pode ser explicada se se analisar as escalas de trabalho em questão. Quando se produz mapeamento geológico para discriminação geológica, os dados obtidos utilizam sobretudo a unidade de afloramento em questão pelo que o uso de dados de refletância de amostra moída devido a certos fatores (perda de propriedades originais da rocha como a textura e grau de alteração) poderá não ter tão boa correspondência como os dados espectrais de amostra de mão.

O modelo de *machine learning* provou ser muito útil quando se utilizou dados de refletância de LS8 nos dois casos comprovando o sucesso da metodologia realizada para o produto final. Com a recolha de mais amostras poderá ser possível a construção de modelos mais eficazes a partir de dados de refletância de espectros de mão, em conjunto com outros índices de deteção remota.

Para além de aplicações técnicas, este trabalho também pretende ter aplicações para métodos bastante expeditos. Num seguimento futuro, no limite este trabalho pode ser capaz de iniciar métodos de classificação de amostra, a partir da recolha no campo de uma amostra do Grupo das Beiras, ao se realizar a análise espectral de um exemplar e fornecer/estimar uma composição química geral da amostra. Desta forma, pode ser um método bastante

expedito para o geólogo que queira saber num curto espaço de tempo, os elementos maiores que esta contém, reduzindo o número de tempo de todo o processo até à obtenção de dados geoquímicos por um laboratório qualificado para tal.

É inegável a emergência da área da espectrometria aplicada a estudos na área das geociências em que na última década publicações relacionadas com escaneamento hiperespectral aumentaram quase dez vezes provando a sua crescente importância. A utilização de critérios numéricos, livres de julgamento, pode ser o futuro para todo o mapeamento geológico, sem nunca descorar a componente de campo, essencial para todas as ciências naturais em especial no estudo da rocha. O conhecimento sobre o planeta Terra ainda é tão limitado que existe a necessidade crescente de identificar os recursos endógenos de uma região.

Capítulo 9. Referências bibliográficas

- Abranches, M.C.B. & Canilho, M.H. (1981). Determinação da idade pelo método do Rb-Sr de granitos antigos portugueses. *Memórias da Academia das Ciências de Lisboa*, 24: 17-31.
- Abweny, M.S., van Ruitenbeek, F.J.A., de Smeth, B., Woldai, T., van der Meer, F.D., Cudahy, T., Zegers, T., Blom, J.K. & Thuss, B. (2016). Short-wavelength Infrared (SWIR) spectroscopy of low grade metamorphic volcanic rocks of the Pilbara Craton. *J. Afr. Earth. Sci.* 117, 124–134.
- Ali, S.O.A. & Pour, B.A. (2014). Lithological mapping and hydrothermal alteration using Landsat 8 data: a case study in ariab mining district, red sea hills, Sudan. *Int. J. Basic Appl. Sci.* 3 (3), 199–208.
- Asadzadeh, S., & de Souza Filho, C. R. (2016). A review on spectral processing methods for geological remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 47, 69–90. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.12.004>.
- Banskota, A., Kayastha, N., Falkowski, M.J., Wulder, M.A., Froese, R.E. & White, J.C. (2014) Forest monitoring using landsat time series data: a review. *Can. J. Remote Sens.* 40, 362–384. <http://dx.doi.org/10.1080/07038992.2014.987376>.
- Baldrige, A., Hook, S., Grove, C., & Rivera, G. (2009). The ASTER spectral library version 2.0. *Remote Sensing of Environment*, 113(4), 711-715. doi: 10.1016/j.rse.2008.11.007
- Bandfield, J.L. (2002). Global mineral distributions on Mars. *J. Geophys. Res. Planets*
- Beckman, W.A. & Whitten, E.H.T. (1966). Statistical problems involved in remote sensing of geology of lithosphere-atmosphere interface. *J. Geophys. Res.* 71, 5873–5890.
- Bedini, E. (2009). Mapping lithology of the Sarfartoq carbonatite complex, southern West Greenland, using HyMap imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment* 113, 1208–1219.
- Bell, J. (2008). *The Martian Surface: Composition, Mineralogy, and Physical Properties*. Cambridge University Press, New York.
- Bishop, C., Rivard, B., Filho, C. D., & Meer, F. V. (2018). Geological remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64, 267-274. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.08.005>
- Bishop, J. L., Koeberl, C., Kralik, C., Fröschl, H., Englert, P. A. J., Andersen, D. W., ... Wharton, R. A. (1996). Reflectance spectroscopy and geochemical analyses of Lake Hoare sediments, Antarctica: Implications for remote sensing of the Earth and Mars. *Geochimica et Cosmochimica Acta*, 60(5), 765–785. [https://doi.org/10.1016/0016-7037\(95\)00432-7](https://doi.org/10.1016/0016-7037(95)00432-7)
- Brown, A.J., Sutter, B., Dunagan, S. (2008). The MARTE VNIR Imaging Spectrometer experiment: design and analysis. *Astrobiology* 8, 1001–1011.
- Buckley, S.J., Kurz, T.H., Howell, J.A. & Schneider, D. (2013). Terrestrial lidar and hyper-spectral data fusion products for geological outcrop analysis. *Comput. Geosci.* 54, 249–258.
- Cardoso-Fernandes, J., Teodoro, A. C., & Lima, A. (2019). Remote sensing data in lithium (Li) exploration: A new approach for the detection of Li-bearing pegmatites. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 76(November 2018), 10–25. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.11.001>
- Clark, R.N. (1999). Spectroscopy of rocks and minerals and principles of spectroscopy. In: Rencz, A.N. (Ed.), *Remote Sensing for the Earth Sciences.*, 3rd ed. John Wiley & Sons.

- Clark, R.N. & Roush, T.L. (1984). Reflectance spectroscopy quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *J. Geophys. Res.* 89, 6329–6340.
- Clark R.N., King T.V.V., Klejwa M., Swayze G. & Vergo N. (1990). High spectral resolution reflectance spectroscopy of minerals. *Journal of Geophysical Research*, 95(B8):12653-12680. <https://doi.org/10.1029/JB095iB08p12653>.
- CLC. (2012). Corine land cover (clc2012) 100 m Version 20. European Environment Agency. 15 de maio de 2019 disponível em <https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover/clc-2012>.
- Chavez, P.S., Side, S.C. & Anderson, J.A. (1991), Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: TM and Spot panchromatic. *PE & RS*, 57:295-303.
- Cooper, B.L., Salisbury, J.W., Killen, R.M. & Potter, A.E. (2002). Midinfrared spectral features of rocks and their powders. *Journal of Geophysical Research Planets*, 107.
- Cudahy, T., & Ramanaidou, E.R. (1992). Relationships between Spectral Properties and Ferric Oxides, CSIRO/AMIRA Project P243. Wembley, Australia, CSIRO Division of Exploration Geoscience Report 244R (68 p.). 118 E.M.G. Prado et al. / *Ore Geology Reviews* 78 (2016) 101–119.
- Cudahy, T., Jones, M., Thomas, M., Cocks, P., Agustin, F., Caccetta, M. & Rodger, A., (2009). Drill core logging of plagioclase feldspar composition and other minerals associated with Archean gold mineralization at Kambalda, Western Australia, using bidirectional thermal infrared reflectance system. *Rev. Econ. Geol.* 16, 223–235.
- Cudahy, T., & Ramanaidou, E.R. (1997). Measurement of the hematite:goethite ratio using field visible and near-infrared reflectance spectrometry in channel iron deposits,
- Cunha, P.P. (1992). Estratigrafia e sedimentologia dos depósitos do Cretácico Superior e Terciário de Portugal Central, a leste de Coimbra. PhD thesis, Univ. Coimbra.
- Dai, J.J., Wang, D.H., Wang, R.S., Chen, Z.H. (2013). Quantitative estimation of concentrations of dissolved rare earth elements using reflectance spectroscopy. *J. Appl. Remote. Sens.* 7, 073513.
- Dalm, M., Buxton, M.W.N., van Ruitenbeek, F.J.A. & Voncken, J.H.L. (2014). Application of near infrared spectroscopy to sensor based sorting of a porphyry copper ore. *Miner. Eng.* 58 (2014), 7–16.
- Daveau, S., Birot, P. & Ribeiro, O. (1986). Les Bassins de Lousã et d' Arganil. *Memórias do Centro de Estudos Geográficos*, n.8 8, Vol. I e II, Lisboa.
- Delgado, J. F. N. (1905). Contribuições para o estudo dos terrenos Paleozóicos. *Comunicações Serviços Geológicos de Portugal*, t.6, pp.56-122.
- Dias, R., Ribeiro, A. (1998). Interaction between major sinistral wrench faults and coeval folds in a variscan transpressive regime (NE Portugal), *Comun. Serv. Geol. Portugal* 85, 19-27.
- Diez Balda, M., Vegas, R., Gonzalez Lodeiro, F. (1990). Autochthonous sequences of Centro Iberian zone: In Dallmeyer, D. and Martinez Garcia, E. (Eds.) *Pre-Mesozoic Geology of Iberia*. Springer-Verlag, 172-188.
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F. & Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sens. Environ.* 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>.
- Ducart, D. F., Crosta, A. P., Souza, C. R., & Coniclio, J. (2006). Alteration mineralogy at the Cerro La Mina epithermal prospect, Patagonia, Argentina: Field mapping, shortwave infrared spectroscopy, and ASTER images. *Economic Geology*, 101, 981–996

- Duke, E.F. & Lewis, R.S. (2010). Near infrared spectra of white mica in the Belt Supergroup and implications for metamorphism. *American Mineralogist* 95, 908–920.
- Dunjó, G., Pardini, G., & Gispert, M. (2004). The role of land use-land cover on runoff generation and sediment yield at a microplot scale, in a small Mediterranean catchment. *Journal of Arid Environments*, 57(2), 239–256. [https://doi.org/10.1016/S0140-1963\(03\)00097-1](https://doi.org/10.1016/S0140-1963(03)00097-1).
- Edelman, G.J., Gaston, E., van Leeuwen, T.G., Gullen, P.J., Aalders, M.C.G. (2012). Hyperspectral imaging for non-contact analysis of forensic traces. *Forensic Science International*, 223, pp. 28-39.
- FAO World soil resources reports. (2001). *Lecture Notes on the Major Soils of the World*. ISSN: 0532-0488. 5 de abril de 2019 disponível em <http://www.fao.org/3/y1899e/y1899e00.html>.
- FAO. (2006). World reference base for soil resources. World soil resources Reports. Food and Agriculture Organisation of the United Nations, Rome.
- Feng, Y.Z. & Sun, D.W. (2012). Application of Hyperspectral Imaging in Food Safety Inspection and Control: A Review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 52(11), pp. 1039-1058.
- Fiorio, P. R., Demattê, J. A. M., Nanni, M. R., Genú, A. M., & Martins, J. A. (2014). In situ separation of soil types along transects employing Vis-NIR sensors: A new view of soil evaluation. *Revista Ciencia Agronomica*, 45(3), 433–442. <https://doi.org/10.1590/S1806-66902014000300002>.
- Fonseca, A.D. & Fernandes, J.C. (2004) *Detecção Remota*. Lidel. Lisboa.
- Gabr, S., Ghulam, A. & Kusky, T. (2010). Detecting areas of high potential gold mineralization using ASTER data. *Ore Geol. Rev.* 38 (1-2), 59–69.
- García-Ruiz, J. (2010). The effects of land uses on soil erosion in Spain: A review. *Catena*, vol.81, no.1. pp. 1-11, ISSN 0341-8162.
- Goetz, A.F.H. (1992). Principles of narrow band spectrometry in the visible and IR: instruments and data analysis. In: F. Toselli & J. Bodechtel (Eds.), *Imaging Spectroscopy: Fundamentals and Prospective Applications*. Dordrecht, Kluwer Academic Publishers, pp. 21-32.
- Goetz, A.F.H. & Rowan, L.C. (1981). Geologic remote-sensing. *Science* 211, 781–791.
- Gomes, E. M. C. (1990). O Plutonito do Coentral – Considerações sobre a petrografia, geoquímica, idade, deformação e metamorfismo. Tema de dissertação apresentado no âmbito das Provas de Aptidão Pedagógica e Capacidade Científica, não publicado, Univ. Coimbra, 148pp.
- Gomes, E. M. C., Pereira, L. C. G. & Macedo, C. A. R. (1991). O plutonito do Coentral: idade K-Ar e consequências geotectónicas. *Memórias e Notícias, Publ. Mus. Lab. Mineral. Geol. Univ. Coimbra*, 112, 171-183.
- Gomes, E. M. C., Pereira, L. C. G., Marques, R. M. C. & Silva, M. M. V. G. (2007). VI Congresso Ibérico. O granito de Coentral no quadro dos granitos ante-hercínicos da Zona Centro Ibérica: mineralogia, petrologia e geoquímica The Coentral granite in the frame of the ante-hercynian granites of the Central-Iberian Zone: mineralogy, pe. 113–116.
- Gowen, A.A., Feng, Y., Gaston, E., Valdramidis, V. (2015). Recent applications of hyperspectral imaging in microbiology. *Talanta*, 137, pp. 43-54.
- Gregory, A. F. & Moore, H. D. (1975). The role of remote sensing in mineral exploration with special reference to ERTS-1. *CIM Bulletin*, 68(757), 67–72.
- Grimm, M., Jones, R. & Montanarella, L. (2002). Soil erosion risk in Europe. European Commission, Institute for Environment and Sustainability, European Soil Bureau.

- Gutman, G. (1999). On the use of long-term global data of land reflectances and vegetation indices derived from the advanced very high resolution radiometer. *Journal of Geophysical Research*, 104 (6), 6241–6255.
- Haest, M. & Cudahy, T. (2012). Quantitative mineralogy from infrared spectroscopic data. I. Validation of mineral abundance and composition algorithms at the rock lea channel iron deposit in Western. *Econ. Geol.* 107 (1983), 209–228.
- Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D. V., & Dedieu, G. (2015). A multi-temporal and multi-spectral method to estimate aerosol optical thickness over land, for the atmospheric correction of FormoSat-2, Landsat, VEN μ S and Sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 7(3), 2668–2691. <https://doi.org/10.3390/rs70302668>.
- Hammam, A., Gaber, A., Abdelwahed, M., & Hammed, M. (2018). Geological mapping of the Central Cairo-Suez District of Egypt, using space-borne optical and radar dataset. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, (xxxx). <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.11.004>
- Hansen, M.C. & Loveland, T.R. (2012). A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sens. Environ.* 122, 66–74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.024>.
- Han, T. & Nelson, J. (2015). Mapping hydrothermally altered rocks with Landsat 8 imagery: A case study in the KSM and Snowfield zones, north western British Columbia. In: *Geological Fieldwork 2014*, British Columbia Ministry of Energy and Mines, British Columbia Geological Survey Paper 2015–1, pp. 103–112.
- Harraden, C.L., McNulty, Brian A., Gregory, Melissa J. & Lang, James R. (2013). Shortwave infrared spectral analysis of hydrothermal alteration associated with the pebble porphyry copper-gold molybdenum deposit, Iliamna. *Alaska Econ. Geol.* 108, 483–494. <http://dx.doi.org/10.2113/econgeo.108.3.483>.
- Harnois, L. (1988). The CIW index: a new chemical index of weathering. *Sedimentary Geology*, 55, 3-4, pp. 319-322.
- Hellman, M. J., & Ramsey, M. S. (2004). Analysis of hot springs and associated deposits in Yellowstone National Park using ASTER and AVIRIS remote sensing. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 135, 195–219.
- Herrmann, W., Blake, M., Doyle, M., Huston, D., Kamprad, J., Merry, N. & Pontual, S. (2001). Short wavelength infrared (SWIR) spectral analysis of hydrothermal alteration zones associated with base metal sulfide deposits at Rosebery and Western Tharsis, Tasmania, and Highway-Reward, Queensland. *Econ. Geol. Bull. Soc. Econ. Geol.* 96 (5), 939–955.
- Herron, M. (1988). Geochemical classification of terrigenous sands and shales from core or log data. *Journal of Sedimentary Petrology*, 1988, 58, 5, pp. 820-829.
- Hinterlechner-Ravnik, A., & Moine, B. (1977). Geochemical characteristics of the metamorphic rocks of the Pohorje Mountains. *Geologija*, 20, pp. 107-140.
- Hoernes, S. & Van Reenen, D. D. (1992). The oxygen-isotopic composition of granulites and retrogressed granulites from the Limpopo Belt as a monitor of fluid-rock interaction. *Precambrian Research*, 55, 1, pp. 353-364.
- Huete, A.R. (2004). Remote sensing for environmental monitoring. In: Artiola JF, Pepper IL, Brusseau ML. (Eds.), *Environmental Monitoring and Characterization*. Elsevier Science, pp. 183–206.
- Hubbard, B. E., & Crowley, J. K. (2005). Mineral mapping on the Chilean-Bolivian Altiplano using co-orbital ALI, ASTER and Hyperion imagery: Data dimensionality issues and solutions. *Remote Sensing of Environment*, 99, 173–186.

- Hunt, G.R. (1977). Spectral signatures of particulate minerals in the visible and near-infrared. *Geophysics* 42, 501–513.
- Hunt, G.R., Ashley, R.P. (1979). Spectra of altered rocks in the visible and near-infrared. *Econ. Geol.* 74, 1613–1629.
- Janssen, L.L.F. & Van der, F.J.M.W. (1994). Accuracy assessment of satellite derived land cover data: a review. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 60, 419–426.
- Kaufman, R. K., Zhou, L., Knyazikhin, Y., Shabanov, N. V., Myneni, R. B., & Tucker, C. J. (2000). Effect of orbital drift and sensor changes on the time series of AVHRR vegetation index data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38 (6), 2584–2597.
- Kennedy, R.E., Andréfouët, S., Cohen, W.B., Gómez, C., Griffiths, P., Hais, M., ... Zhu, Z. (2014). Bringing an ecological view of change to landsat-based remote sensing. *Front. Ecol. Environ.* 12, 339–346. <http://dx.doi.org/10.1890/130066>
- Kosmas, C., Danalatos, N., Cammeraat, L.H., Chabart, M., Diamantopoulos, J., Farand, R., ... Vacca, A. (1997). The effect of land use on runoff and soil erosion rates under Mediterranean conditions. *Catena* 29, 45–59.
- Kokaly, R.F., Clark, R.N., Swayze, G.A., Livo, K.E., Hoefen, T.M., Pearson, N.C., Wise, R.A., Benzel, W.M., Lowers, H.A., Driscoll, R.L., & Klein, A.J. (2017), USGS Spectral Library Version 7: U.S. Geological Survey Data Series 1035, 61 p., <https://doi.org/10.3133/ds1035>.
- Kratt, C., Calvin, W.M. & Coolbaugh, M.F. (2010). Mineral mapping in the Pyramid Lake basin: hydrothermal alteration, chemical precipitates and geothermal energy potential. *Remote Sensing of Environment* 114, 2297–2304.
- Kurz, T.H. & Buckley, S.J. (2016). A review of hyperspectral imaging in close range applications. In: Halounova, L., Safar, V., Remondino, F., Hodac, J., Pavelka, K., Shortis, M., Rinaudo, F., Scaioni, M., Boehm, J., RiekeZapp, D. (Eds.), XXIII ISPRS Congress, Commission V 41. pp. 865–870.
- Lary, D. J. (2010). Artificial Intelligence in Geoscience and Remote Sensing. *Intech, i(tourism)*, 13. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.5772/57353>.
- Lary, D. J., Alavi, A. H., Gandomi, A. H., & Walker, A. L. (2016). Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers*, 7(1), 3–10. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2015.07.003>.
- Lary, D. J. & Aulov, O. (2008) Space-based measurements of HCl: Intercomparison and historical context. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 113.
- Lary, D. J., Waugh, D. W., Douglass, A. R., Stolarski, R. S., Newman, P. A. & Mussa, H. (2007) Variations in stratospheric inorganic chlorine between 1991 and 2006. *Geophysical Research Letters*, 34.
- Lillesand, T.M. & Kiefer, R.W. (2000). *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons Inc, New York.
- Liu, J., & Mason, P. J. (2009). *Essential Image Processing and GIS for Remote Sensing*. John Wiley & Sons Ltd. ISBN: 9780470510322.
- Loveland, T.R. & Dwyer, J.L. (2012). Landsat: building a strong future. *Remote Sens. Environ.* 122, 22–29. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.022>.
- Longhi, I., Mazzoli, C. & Sgavetti, M. (2000). Determination of metamorphic grade in siliceous muscovite-bearing rocks in Madagascar using reflectance spectroscopy. *Terra Nova* 12, 21e27.

- Lopes, C., Lisboa, V., Carvalho, J., Mateus, A., & Martins, L. (2018). Challenges to access and safeguard mineral resources for society: A case study of kaolin in Portugal. *Land Use Policy*, 79(May), 263–284. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.07.035>.
- Macdonald, I.R., Guinasso, N.L., Ackleson, S.G., Amos, J.F., Duckworth, R., Sassen, R. & Brooks, J.M. (1993). Natural oil-slicks in the Gulf-of-Mexico visible from space. *Journal of Geophysical Research Oceans* 98, 16351–16364.
- Madani, A.A. & Emam, A.A. (2011). SWIR ASTER band ratios for lithological mapping and mineral exploration: a case study from El Hudi area, southeastern desert, Egypt. *Arabian Journal of Geosciences* 4, 45–52.
- Mantas, V. M., Marques, J. C., & Pereira, A. J. S. C. (2016). A geospatial approach to monitoring impervious surfaces in watersheds using Landsat data (the Mondego Basin, Portugal as a case study). *Ecological Indicators*, 71, 449–466. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.07.013>.
- Massironi, M., Bertoldi, L., Calafa, P., Visona, D., Bistacchi, A., Giardino, C. & Schiavo, A. (2008). Interpretation and processing of ASTER data for geological mapping and granitoids detection in the Saghro massif (eastern Anti-Atlas, Morocco). *Geosphere* 4, 736–759.
- Meadows, D.H., Meadows, D.L., Randers, J. & Behrens, W.W. (1972). *The Limits to Growth*. Universe Books, New York.
- McCoy, J. T., & Auret, L. (2019). Machine learning applications in minerals processing: A review. *Minerals Engineering*, 132(August 2018), 95–109. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2018.12.004>.
- Meireles, C., Castro, P., & Ferreira, N. (2014). Evidências cartográficas, litoestratigráficas e estruturais sobre a presença de discordância cadomiana intra Grupo das Beiras. On the presence of cadomian angular unconformity in Beiras Group (Central Portugal): cartographic, lithostratigraphic and struc. *Comunicações Geológicas*, 101(Especial I), 495–498.
- Mia, B. & Fujimitsu, Y. (2012). Mapping hydrothermal altered mineral deposits using Landsat 7 ETM+ image in and around Kuju volcano, Kyushu, Japan. *J. Earth Syst. Sci.* 121 (4), 1049–1057.
- Milton, E. J., Schaepman, M. E., Anderson, K., Kneubühler, M., & Fox, N. (2009). Progress in field spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 113. doi: 10.1016/j.rse.2007.08.001
- Mitchell, D. (1990). The use of vegetation and land use parameters in modelling catchment sediment yields. In: *Vegetation and Erosion, Processes and Environments*, J.B. Thornes (Ed.), 289–314, ISBN 0-471-92630-2, Wiley & Chichester.
- Moradi, M., Basiri, S., Kananian, A. & Kabiri, K. (2014). Fuzzy logic modeling for hydro- thermal gold mineralization mapping using geochemical, geological, ASTER imageries and other geo-data, a case study in Central Alborz, Iran. *Earth Sci. Inform.* 8 (1), 197–205.
- Morris, R.V., Lauer, H.V., Lawson, C.A., Gibson, E.K., Nace, G.A., Stewart, C. (1985). Spectral and other physicochemical properties of submicron powders of hematite (alpha Fe₂O₃), maghemite (gamma-Fe₂O₃), magnetite (Fe₃O₄), goethite (alpha-FeOOH) and lepidocrocite (gamma-FeOOH). *J. Geophys. Res. Solid Earth Planets* 90, 3126–3144.
- Munasinghe, M. (1993). *Environmental Economics and Sustainable Development*. World Bank, Washington, DC.
- Müller-Wilm, U. (2016). *Sen2Cor Configuration and User Manual*, Ref. S2-PDGS-MPC-L2A- SUM-V2.3, Telespazio VEGA Deutschland GmbH: Darmstadt, Germany.

- Mwaniki, M.W., Moeller, M.S. & Schellmann, G. (2015). A comparison of Landsat 8 (OLI) and Landsat 7 (ETM+) in mapping geology and visualising lineaments: A case study of central region Kenya. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XL-7/W3, 2015 36th International Symposium on Remote Sensing of Environment, 11–15 May 2015, Berlin, Germany.
- Nesbitt, H. W. & Young, G. M. (1982). Early Proterozoic climates and plate motions inferred from major element chemistry of lutites. *Nature*, 299, 21, pp. 715-717.
- Norrish, K. & Chappell, B. W. (1977) X-ray fluorescence spectrometry. In Zussman, J., ed., Physical methods in determinative mineralogy, 2nd edition. Academic Press, London, 201–272.
- Norrish, K. & Hutton, J. T. (1969). An accurate X-ray spectrographic method for the analysis of a wide range of geological samples. *Geochem. Cosmochim. Acta*, 33, 431–453.
- Ogasawara, M., Mikoshihba, M., Geshi, N., Shimoda, G., & Ishizuka, Y. (2018). Optimization of analytical conditions for major element analysis of geological samples with XRF using glass beads. *Bulletin of the Geological Survey of Japan*, 69(2), 91–103. <https://doi.org/10.9795/bullgsj.69.91>.
- Oliveira, J.T. (Coord.) (1992). Carta Geológica de Portugal á escala 1:500 000. Serviços Geológicos de Portugal, Lisboa.
- Oliveira, J., Pereira, E., Piçarra, J., Young, T. & Romano, M. (1992). O Paleozóico Inferior de Portugal: síntese da estratigrafia e da evolução paleogeográfica. In: Gutiérrez-Marco, J.C., Saavedra, J. & Rábano, I. (eds.). Paleozóico Inferior de Ibero-América, Universidad de Extremadura, Badajoz, 359-375.
- Oztan, N.S. & Suzen, M.L. (2011). Mapping evaporate minerals by ASTER. *International Journal of Remote Sensing* 32, 1651–1673.
- Pearlman, J.S., Barry, P.S., Segal, C.C., Shepanski, J., Beiso, D. & Carman, S.L. (2003). Hyperion, a space-based imaging spectrometer. *Geosci. Remote Sens. IEEE Trans.* 41, 1160–1173.
- Penndorf, R. (1956). Luminous and spectral reflectance as well as colors of natural objects. U.S. Air Force Cambridge Research Center, Bedford, Massachusetts.
- Pereira, D. I., Pereira, P., Brilha, J., & Cunha, P. P. (2015). The Iberian Massif Landscape and Fluvial Network in Portugal: A geoheritage inventory based on the scientific value. *Proceedings of the Geologists' Association*, 126(2), 252–265. <https://doi.org/10.1016/j.pgeola.2015.01.003>.
- Pereira, M. F., Linnemann, U., Hofmann, M., Chichorro, M., Sola, A. R., Medina, J. & Silva, J. B. (2012). The provenance of Late Ediacaran and Early Ordovician siliciclastic rocks in the Southwest Central Iberian Zone: Constraints from detrital zircon data on northern Gondwana margin evolution during the late Neoproterozoic. *Precambrian Research*, 192-195: 166-189.
- Pieters, C.M., Boardman, J., Buratti, B., Chatterjee, A., Clark, R., Glavich, T., ... White, M. (2009). The moon mineralogy mapper (M-3) on chandrayaan-1. *Curr. Sci.* 96, 500–505.
- Porwal, A., & González-Álvarez, I. (2019). Introduction to special issue on geologic remote sensing. *Ore Geology Reviews*, 105(December), 216–222. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.12.001>.
- Pour, B.A. & Hashim, M. (2015). Hydrothermal alteration mapping from Landsat-8 data, Sar Cheshmeh copper mining district, south-eastern Islamic Republic of Iran. *J. Taibah Univ. Sci.* 9, 155–166.
- Pour, B. A., Hashim, M., & Park, Y. (2017). Application of ASTER SWIR bands in mapping anomaly pixels for Antarctic geological mapping. *Journal of Physics: Conference Series*, 852(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/852/1/012025>.

- Prado, E. M., Silva, A. M., Ducart, D. F., Toledo, C. L., & Assis, L. M. (2016). Reflectance spectroradiometry applied to a semi-quantitative analysis of the mineralogy of the N4ws deposit, Carajás Mineral Province, Pará, Brazil. *Ore Geology Reviews*, 78, 101-119. doi: 10.1016/j.oregeorev.2016.03.007.
- Qari, M.H.T., Madani, A.A., Matsah, M.I.M. & Hamimi, Z. (2008). Utilization of ASTER and Landsat data in geologic mapping of basement rocks of Arafat Area, Saudi Arabia. *Arabian Journal for Science and Engineering* 33, 99–116.
- Quinlan, J.R. (1992). Learning with Continuous Classes. In: 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence. World Scientific, Singapore, pp. 343–348.
- Reis, A. I. M., Silva, M. M. V. G., & Antunes, I. M. H. R. (2010). The Precambrian/Lower Cambrian pluton from Vila Nova (Central Portugal). *Estudios Geológicos*, 66(1), 51–56. <https://doi.org/10.3989/egeol.40142.096>
- Rivard, B., Feng, J., Gallie, A., & Sanchez-Azofeifa, A. (2008). Continuous wavelets for the improved use of spectral libraries and hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 112(6), 2850–2862. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.016>
- Rockwell, B. W. & Hofstra, A. H. (2008). Identification of quartz and carbonate minerals across northern Nevada using ASTER thermal infrared emissivity data. Implications for geologic mapping and mineral resource investigations in well-studied and frontier areas. *Geosphere*, 4, 218–246.
- Rouse, J.W., R.H. Haas, J.A. Schell. & D.W. Deering. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, In: S.C. Freden, E.P. Mercanti, and M. Becker (eds) Third Earth Resources Technology Satellite–1 Symposium. Volume I: Technical Presentations, NASA SP-351, NASA, Washington, D.C., pp. 309-317.
- Rowan, L. C., Hook, S. J., Abrams, M. J., & Mars, J. C. (2003). A new satellite imaging system for mapping hydrothermally altered rocks: An example from the Cuprite, Nevada Mining District USA. *Economic Geology Bulletin*, 98, 1019–1027.
- Roy, D.P., Li, J., Zhang, H.K., Yan, L., Huang, H. & Li, Z. (2017). Examination of Sentinel-2A multi-spectral instrument (MSI) reflectance anisotropy and the suitability of a general method to normalize MSI reflectance to nadir BRDF adjusted reflectance. *Remote Sens. Environ.* 199, 25–38.
- Roy, D. P., Wulder, M. A., Loveland, T. R., C.E., W., Allen, R. G., Anderson, M. C., ... Zhu, Z. (2014). Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145, 154–172. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001>.
- Roy, D., Zhang, H., Ju, J., Gomez-Dans, J., Lewis, P., Schaaf, C., ... Kovalskyy, V. (2016). A general method to normalize Landsat reflectance data to nadir BRDF adjusted reflectance. *Remote Sens. Environ.* 176, 255–271.
- Sabins, F.F. (1996). *Remote Sensing: Principles and Interpretation*. Worth publishers.
- Safari, M., Maghsodi, A. & Pour, A.B. (2017). Application of Landsat-8 and ASTER satellite remote sensing data for porphyry copper exploration: a case study from Shahr-e- Babak, Kerman, south of Iran. *Geocarto Int.* <http://dx.doi.org/10.1080/10106049.2017.1334834>.
- Salisbury, J. W., & Wald, A. (1992). The role of volume scattering in reducing spectral contrast of reststrahlen bands in spectra of powdered minerals. *Icarus*, 96(1), 121–128. [https://doi.org/10.1016/0019-1035\(92\)90009-V](https://doi.org/10.1016/0019-1035(92)90009-V)
- Saunders, R.S., Arvidson, R.E., Head, J.W., Schaber, G.G., Stofan, E.R. & Solomon, S.C. (1991). An overview of venus geology. *Science* 252, 249–252.

- Schaetzl, R. & Anderson, A. (2009). *Soils. Genesis and Geomorphology*. Cambridge Univ. Press, UK, ISBN 978-0- 521-81201-6.
- Schermerhorn, L. (1955). The age of the Beira schists (Portugal). *Bol. Soc. Geol. Portugal, Porto*, 12,77-100.
- Sequeira A. (1991). O Grupo das Beiras (Complexo Xisto-Grauváquico) entre Zebreira e Penamacor, e a sua relação com o Ordovícico. III Congresso Nacional de Geologia, Livro de Resumos, Coimbra.
- Sequeira, A. (1993). Provável discordância intra-Grupo das Beiras na região entre Monfortinho e Idanha-a-Nova. *Comunicações da XII Reunião de Geologia do Oeste Peninsular, Évora* 1: 41–52.
- Sequeira, A. J. D. & Sousa, M. B. (1991). O Grupo das Beiras (Complexo Xisto Grauváquico) da região de Coimbra – Lousã. *Memórias e Notícias, Publ. Mus. Lab. Mineral. Geol. Univ. Coimbra*, 112, 1-13.
- Sherman, D.M., Waite, T.D. (1985). Electronic spectra of Fe³⁺oxides and oxide hydroxides in the near IR to near UV. *Am. Mineral.* 70, 1262–1269.
- Silva, A. F., Rebelo, J. A. & Ribeiro, M.L. (1987-89). Folha 11-C (Torre de Moncorvo) da Carta Geológica de Portugal na escala 1/50.000 e respectiva Notícia Explicativa". *Serviços Geológicos de Portugal*, 65 p
- Silva, A.F., Romão, J., Sequeira, A. & Ribeiro, M.L. (1988). Geotransversal no Grupo das Beiras (Complexo Xisto-Grauváquico) entre os sinclínorios de Mação e Penha Garcia (Centro-Leste de Portugal), *Comunicações da XI Reunião Geol. Oeste Peninsular, Bragança*.
- Silva, A.F., Romão, J., Sequeira, A. & Oliveira, J.T. (1995). A sucessão litoestratigráfica ante-ordovícica na Zona Centro-Ibérica (ZCI), em Portugal: Ensaio da interpretação com base nos dados actuais. XIII Reunion de Geologia del Oeste Peinsular, Universidad de Salamanca, pp.71-72
- Silva, A. F., Romão, J., Ribeiro, A. & Silva, J. B. (1996). Os granitóides da região entre Figueiró dos Vinhos e Sertã e suas relações com as rochas encaixantes (Zona Centro-Ibérica, Centro-Oeste de Portugal). *Com. Inst. Geol. Min. , Lisboa*, 82, pp. 3-14.
- SIORMINP. (2019). Sistema de Informação de Ocorrências e Recursos Minerais Portugueses. 13 de julho de 2019 disponível em <http://geoportal.ineg.pt/geoportal/egeo/bds/siorminp/>.
- Skakun, S., Roger, J.C., Vermote, E.F., Masek, J.G. & Justice, C.O. (2017). Automatic sub pixel co-registration of Landsat-8 operational land imager and sentinel-2A multi spectral instrument images using phase correlation and machine learning based mapping. *Int. J. Digital Earth* 1–17.
- SNIAmb. (2019). Sistema Nacional de Informação de ambiente. 18 de julho de 2019 disponível em <https://sniamb.apambiente.pt/>.
- Soares, A. F., Marques, J. F., Rocha, R., Cunha, P. P., Duarte, L. V., Sequeira, A., ... Santos, J. R. (2005). Carta Geológica de Portugal, escala 1:50 000, folha 19-D, Coimbra- Lousã. Lisboa: Ministério da Economia e da Inovação, Instituto Nacional de Engenharia, Tecnologia e Inovação, I. P., Departamento de Geologia.
- Soares, A. F., Marques, J. F., & Sequeira, A. J. D. (2007). Notícia Explicativa da Folha 19-D, Coimbra-Lousã. Lisboa: Ministério da Economia e da Inovação, Instituto Nacional de Engenharia, Tecnologia e Inovação, Departamento de Geologia.
- Sonntag, I., Laukamp, C. & Hagemann, S.G. (2012). Low potassium hydrothermal alteration in low sulfidation epithermal systems as detected by IRS e XRD: an example from CoO mine, eastern Mindanao, Philippines. *Ore Geol. Rev.* 45, 47–60.
- Sousa, M.B. (1982). Litoestratigrafia e estrutura do “Complexo Xisto-Grauváquico” Ante Ordovícico Grupo do Douro (NE de Portugal). Tese de doutoramento, Coimbra, 223 p.

- Stellarnet (2019). *SILVER-Nova Super Range TE Cooled Spectrometers*. 31 de maio de 2019, disponível em <https://www.stellarnet.us/spectrometers/silver-nova-super-range-te-cooled-spectrometers/>
- Storey, J., Roy, D.P., Masek, J., Gascon, F., Dwyer, J. & Choate, M. (2016). A note on the temporary misregistration of Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) and Sentinel 2 Multi Spectral Instrument (MSI) imagery. *Remote Sens. Environ.* 186, 121–122.
- Tavares, A. O., Monteiro, M., Vargas, M. A., Pato, R. L., & Serra, R. (2014). Land use change and forest routing in a rural context: The relevance of the community-based management and planning framework. *Applied Geography*, 52, 153–171. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.05.008>.
- Trishchenko, A. P., Cihlar, J., & Li, Z. (2002). Effects of spectral response function on surface reflectance and NDVI measured with moderate resolution satellite sensors. *Remote Sensing of Environment*, 81(1), 1–18. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00328-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00328-5).
- US Geological Survey. (2012). *Landsat Data Continuity Mission*. US Geological Survey, Washington, DC.
- US Geological Survey. (2016). *Landsat 8 (L8) data user handbook*. Version 0.2, 29 March 2016. US Geological Survey, EROS Sioux Falls, South Dakota.
- US Geological Survey. (2019). *Earth Explorer*. 31 de maio de 2019 disponível em <https://earthexplorer.usgs.gov>.
- Van der Meer, F. D. (2002). Imaging spectrometry: basic principles and prospective applications. In *LibTuDelftNet* (Vol. 1). <https://doi.org/10.1007/978-0-306-47578-8>.
- Van Der Meer, F. D. (2018). Near-infrared laboratory spectroscopy of mineral chemistry: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 65, 71–78. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.10.004>.
- Van der Meer, F. D., van der Werff, H. M. A., van Ruitenbeek, F. J. A., Hecker, C. A., Bakker, W. H., Noomen, M. F., ... Woldai, T. (2012). Multi and hyperspectral geologic remote sensing: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 14(1), 112–128. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.08.002>.
- Van Ruitenbeek, F.J.A., Debba, P., Van der Meer, F.D., Cudahy, T., Van der Meijde, M. & Hale, M. (2006). Mapping white micas and their absorption wavelengths using hyperspectral band ratios. *Remote Sensing of Environment* 102, 211–222.
- Vaughan, R. G., Hook, S. J., Calvin, W. M., & Taranik, J. V. (2005). Surface mineral mapping at Steamboat Springs, Nevada, USA, with multi-wavelength thermal infrared images. *Remote Sensing of Environment*, 99, 140–158.
- Vaughan, R. G., Kervyn, M., Realmuto, V. J., Abrams, M. J., & Hook, S. J. (2008). Satellite thermal infrared measurements of recent volcanic activity at Oldoinyo Lengai, Tanzania. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 173, 196–206.
- Veraverbeke, S., Lhermitte, S., Verstraeten, W. W. & Goossens, R. (2011). A timeintegrated MODIS burn severity assessment using the multi-temporal differenced Normalized Burn Ratio (dNBRMT). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13: 52-58.
- Vermote, E.F., Justice, C., Claverie, M. & Franch, B. (2016). Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. *Remote Sens. Environ.* 185, 46–56.
- WCED. (1987). *Report of the World Commission on Environment and Development: Our Common Future*. Available at. (Accessed 15 December 2017). 15 de abril de 2019 disponível em <http://www.un-documents.net/ocf-03.html>.

- Wei, J., Liu, X. & Liu, J. (2016). Integrating Textural and Spectral Features to Classify Silicate-Bearing Rocks Using Landsat 8 Data. *Applied Sciences*, 6(10), 283. <https://doi.org/10.3390/app6100283>.
- Wold, S., Ruhe, A., Wold, H. & Dunn, W.J. (1984). The collinearity problem in linear regression the partial least squares (PLS) approach to generalized inverses. *Siam J. Sci. Stat. Comput.* 5 (3), 735–743.
- Wold, S., Sjöström, M. & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 58, 109–130. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(01\)00155-1](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1).
- Woodcock, C.E., Allen, R., Anderson, M., Belward, A., Bindschadler, R., Cohen, W., ... Wynne, R. (2008). Free access to Landsat imagery. *Science* 320 (5879), 1011. <https://doi.org/10.1126/science.320.5879.1011a>.
- Wulder, M.A., Masek, J.G., Cohen, W.B., Loveland, T.R. & Woodcock, C.E. (2012). Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sens. Environ.* 122, 2–10. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.010>.
- Wulder, M.A., White, J.C., Goward, S.N., Jeffrey, G.M., Irons, J.R., Herold, M., ... Woodcock, C.E. (2008). Landsat continuity: issues and opportunities for land cover monitoring. *Remote Sens. Environ.* 112, 955–969.
- Wulder, M.A., White, J.C., Loveland, T.R., Woodcock, C.E., Belward, A.S., Cohen, W.B., ... Roy, D.P. (2016). The global Landsat archive: Status, consolidation, and direction. *Remote Sens. Environ.* 185, 271–283. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.032>.
- Yan, L., Roy, D.P., Zhang, H.K., Li, J. & Huang, H. (2016). An automated approach for sub pixel registration of Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) and Sentinel-2 Multi Spectral Instrument (MSI) imagery. *Remote Sens.* 8 (6), 520.
- Yang, K., Huntington, J.F., Gemmel, J.B. & Scott, J.M. (2011). Variation on composition and Abundance of ehite mica in hydrothermal alteration system in Hellyer, Tasmania, as reveled by infrared reflectance spectroscopy. *J. Geochem. Explor.* 108, 143–156.
- Yassoglou, N., Montanarella, L., Govers, G., Van Lynden, G., Jones, R. J. A., Zdruli, P., ... King, D. (1998). Soil erosion in Europe. European Soil Bureau. Technical Report for DG XI.
- Yesou, H., Besnu, Y. S. & Rolet, J. (1993). Extraction of spectral information from Landsat TM data and merger with SPOT panchromatic imagery – a contribution to the study of geological structures. *PandR*, 48:23-36.
- Zaini, N., van der Meer, F. & van der Werff, H. (2012). Effect of grain size and mineral mixing on carbonate absorption features in the SWIR and TIR wavelength regions. *Remote Sensing*, 4(4), 987–1003. <https://doi.org/10.3390/rs4040987>.
- Zhang, X., Pamer, M., & Duke, N. (2007). Lithologic and mineral information extraction for gold exploration using ASTER data in the South Chocolate Mountains (California). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62, 271–282.
- Zhang, H.K., Roy, D.P. (2016). Computationally inexpensive Landsat 8 operational land imager (OLI) pansharpning. *Remote Sens.* 8 (3), 180.
- Zhang, H. K., Roy, D. P., Yan, L., Li, Z., Huang, H., Vermote, E., ... Roger, J. C. (2018). Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. *Remote Sensing of Environment*, 215(April), 482–494. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.031>.
- Zhu, Z. (2017). Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 370-384. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2017.06.013.

Capítulo 10. Anexos

ANEXO I. Resultados

Tabela 9. Resultados da análise química por FRX de cada amostra e dos índices químicos calculados.

Amostra	Class.	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃ t	MgO	CaO	Na ₂ O	K ₂ O	TiO ₂	MnO	P ₂ O ₅	Total	PR	CIW	CIA	PI	Si/Al
JP1_1	Ms	60,7%	19,7%	6,7%	2,5%	0,1%	1,3%	3,9%	0,9%	0,0%	0,1%	95,9%	4,1%	93,5	79,0	49,1	3,1
JP1_2	Ms	58,6%	18,9%	9,0%	2,4%	0,1%	1,4%	3,8%	0,8%	0,0%	0,1%	95,1%	4,6%	92,7	78,1	45,0	3,1
JP1_3	Qz	95,1%	1,3%	1,5%	1,0%	0,0%	0,2%	0,1%	0,0%	0,0%	0,1%	99,3%	0,6%	84,3	79,3	24,0	72,5
JP1_4	Cis.	62,3%	15,8%	9,4%	1,7%	0,4%	0,1%	3,5%	0,8%	0,0%	0,2%	94,2%	5,7%	97,0	79,8	39,7	3,9
JP1_5	Ms	63,1%	19,5%	4,5%	1,8%	0,1%	0,2%	4,1%	0,9%	0,0%	0,1%	94,2%	5,7%	98,9	81,9	52,7	3,2
JP1_6	Ms	58,9%	20,2%	7,7%	2,5%	0,1%	0,4%	3,5%	0,9%	0,0%	0,1%	94,2%	5,7%	97,7	83,7	48,4	2,9
JP2_1	Ms	65,5%	17,4%	5,7%	1,9%	0,1%	0,1%	2,0%	0,8%	0,0%	0,0%	93,5%	6,4%	98,7	88,7	45,7	3,8
JP2_3	Ms	61,8%	19,0%	6,2%	2,0%	0,1%	0,5%	3,5%	0,9%	0,0%	0,1%	94,2%	5,7%	96,8	82,2	48,8	3,3
JP2_4	Ms	68,2%	15,7%	6,1%	1,0%	0,1%	0,1%	2,6%	0,8%	0,0%	0,0%	94,7%	5,2%	98,6	84,8	43,8	4,4
JP2_5	Ms	59,6%	19,5%	7,9%	1,1%	0,1%	0,1%	3,1%	0,9%	0,0%	0,2%	92,5%	7,4%	98,8	85,3	48,2	3,1
JP2_6	Ms	62,8%	17,9%	6,7%	2,1%	0,1%	0,2%	3,1%	0,9%	0,0%	0,1%	93,9%	6,0%	98,3	84,1	45,9	3,5
JP2_7	Ms	59,0%	21,2%	6,7%	0,9%	0,1%	0,1%	3,9%	1,1%	0,0%	0,1%	93,0%	6,9%	99,0	83,9	53,4	2,8
JP2_8	Ms	61,9%	18,8%	7,3%	1,8%	0,1%	0,1%	3,0%	0,9%	0,1%	0,1%	94,0%	5,9%	98,8	85,2	47,0	3,3
JP2_9	Ms	61,3%	18,8%	7,1%	2,6%	0,1%	0,2%	3,2%	0,9%	0,0%	0,1%	94,4%	5,5%	98,4	84,3	46,5	3,3
JP2_10	Ms	65,9%	16,4%	5,9%	2,0%	0,1%	1,4%	2,5%	0,8%	0,0%	0,2%	95,3%	4,6%	91,4	80,4	43,7	4,0
JP2_11	Ms	71,7%	12,3%	6,2%	1,5%	0,3%	0,1%	1,6%	0,7%	0,0%	0,1%	94,4%	5,5%	97,1	86,5	36,3	5,8
JP2_12	Ms	65,3%	17,2%	5,9%	2,2%	0,1%	0,3%	3,0%	0,9%	0,1%	0,1%	94,9%	5,0%	97,8	83,7	45,7	3,8
JP2_13	Ms	67,7%	15,2%	7,1%	0,8%	0,1%	0,1%	1,7%	1,0%	0,0%	0,1%	93,8%	6,1%	99,0	89,3	41,3	4,4
JP2_14	Ms	58,8%	21,7%	6,2%	1,5%	0,1%	0,2%	3,0%	1,2%	0,0%	0,1%	92,9%	7,1%	98,7	86,8	53,3	2,7
JP2_15	Ms	62,2%	18,9%	6,8%	1,4%	0,0%	0,1%	4,0%	0,9%	0,0%	0,1%	94,5%	5,4%	99,2	82,0	49,2	3,3
JP2_16	Gr	66,17%	16,85%	4,18%	1,39%	0,69%	2,70%	2,39%	0,56%	0,03%	0,22%	95,2%	4,74%	83,3	74,5	47,1	3,9
JP2_17	Gr	64,64%	13,98%	10,12%	1,59%	0,19%	1,30%	2,66%	0,73%	0,06%	0,17%	95,4%	4,45%	90,4	77,1	35,1	4,6
JP2_18	Gr	62,97%	17,41%	5,92%	1,12%	0,37%	2,46%	3,44%	0,74%	0,03%	0,23%	94,7%	5,20%	86,0	73,5	47,0	3,6

Classificação litológica: Ms – metassedimento; Gr – Granito; Cis: Cisalhamento; Qz – Quartzo.

PI - Índice pelítico (Hoernes & van Reenen, 1992). $[PI = (SiO_2/4) + 2Al_2O_3 + K_2O - (Fe_2O_3 + FeO + MgO)]$.

CIA - Índice químico de alteração (Nesbitt & Young, 1982) $[CIA = Al_2O_3 / (Al_2O_3 + CaO^* + Na_2O + K_2O) \times 100]$. CaO* representa o Ca da fração silicatada.

CIW - Índice químico de meteorização (Harnois, 1988) $[CIW = Al_2O_3 / (Al_2O_3 + CaO + Na_2O) \times 1]$

ANEXO II. Características das imagens de satélite obtidas

Tabela 10. Características das imagens obtidas a partir do Landsat 8.

Satélite	Landsat 8
Data de aquisição das imagens	01/01/2015
Cobertura de nuvens	0,29
Resolução espacial	30 m nas 7 bandas multiespectrais
Path	204
Row	32

Satélite	Landsat 8
Data de aquisição das imagens	28/07/2015
Cobertura de nuvens	0,86
Resolução espacial	30 m nas 7 bandas multiespectrais
Path	204
Row	32

ANEXO III. Localizações geográficas dos pontos amostrados

Tabela 11. Coordenadas geográficas no sistema WGS 1984 UTM (29N) da amostragem realizada.

Amostra	x (m)	y (m)
JP1_1	556380	4449078
JP1_2	557991	4447832
JP1_3	557992	4447832
JP1_4	557989	4447835
JP1_5	563544	4438553
JP1_6	563514	4438530
JP2_1	4434267	4434267
JP2_3	4434073	4434073
JP2_4	4433919	4433919
JP2_5	4433910	4433910
JP2_6	4433898	4433898
JP2_7	4433885	4433885
JP2_8	4433854	4433854
JP2_9	4433984	4433984
JP2_10	4433859	4433859
JP2_11	4433845	4433845
JP2_12	4433760	4433760
JP2_13	4431836	4431836
JP2_14	4431764	4431764
JP2_15	4431617	4431617
JP2_16	4432109	4432109
JP2_17	4432107	4432107
JP2_18	4432133	4432133