

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA

APLICAÇÃO DA DETEÇÃO REMOTA À AVALIAÇÃO NUTRICIONAL DE FRUTEIRAS

FLORINDA MARIA MARTINS GAMA

MESTRADO EM GEOMÁTICA | RAMO ANÁLISE DE SISTEMAS AMBIENTAIS

2012

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA

APLICAÇÃO DA DETEÇÃO REMOTA À AVALIAÇÃO NUTRICIONAL DE FRUTEIRAS

FLORINDA MARIA MARTINS GAMA

MESTRADO EM GEOMÁTICA | RAMO ANÁLISE DE SISTEMAS AMBIENTAIS

DISSERTAÇÃO ORIENTADA POR:

PROFESSOR DOUTOR JOAQUIM LUIS

PROFESSORA DOUTORA MARIBELA PESTANA CORREIA

2012

AGRADECIMENTOS

Gostaria de dedicar as minhas mais sinceras palavras de agradecimento a todos que de algum modo contribuíram para a realização desta tese.

Ao Professor Doutor Joaquim Luis, por ter aceite a orientação desta dissertação, pelos ensinamentos e conhecimentos transmitidos e cuja orientação deste trabalho foi sempre acompanhada por uma enorme disponibilidade. Agradeço ainda as sugestões e valiosas críticas na revisão da tese.

À Professora Doutora Maribela Pestana Correia, expresso o meu mais profundo agradecimento pela orientação, dedicação, disponibilidade, amizade, apoio e todos os conhecimentos e pelos ensinamentos transmitidos ao longo de todos os anos de trabalho conjunto. Agradeço ainda a sua atenção na revisão deste trabalho e todas as sugestões que contribuíram para o seu enriquecimento.

Aos meus amigos de longa data, vocês sabem quem são, que foram perguntando pelo trabalho e suportaram as minhas ausências, bem como as minhas presenças (!). Aos meus colegas de mestrado, pelos trabalhos em conjunto que contribuíram com muita amizade ao longo da parte curricular.

Agradeço ao Sr. Paulo Caetano agradeço a disponibilização dos pomares.

Por fim não posso deixar de agradecer àqueles que me são mais íntimos e mais importantes, à minha família, por todo o amor, apoio e carinho, a vos dedico este trabalho. Bem Hajam!

Este trabalho foi financeiramente suportado pelo projeto PTDC/AGR-AAM/100115/2008 coordenado pelo Professor Doutor Pedro José Correia.

RESUMO

Devido à necessidade de encontrar técnicas mais rápidas e eficazes de diagnóstico de deficiências nutricionais em campo, torna-se importante explorar a potencialidade do uso de imagens de satélite com método de monitorização da clorose férrica em citrinos na região do Algarve, através do processamento de imagens determinando os índices de vegetação mais adequados ao diagnóstico e se possível ainda antes do aparecimento de sintomas para que as correções desta deficiência sejam feitas atempadamente. Para tal selecionaram-se dois pomares de citrinos da cultivar *Newhall* e utilizou-se um total de 152 árvores para a calibração do modelo e um terceiro pomar para a validação do modelo da cultivar *Valencia late*, localizados no município de Tavira, Portugal. O modelo foi elaborado utilizando medições de clorofila pelo método não destrutivo através da utilização do aparelho SPAD-502 e posterior conversão destes valores em clorofila total através de uma curva de calibração. Colheram-se entre 20 a 30 folhas sãs por árvore e realizaram-se as leituras de clorofila numa amostragem de 15 folhas por árvore. Adquiriu-se uma imagem de satélite/sensor multiespectral RapidEye com uma área de 625 km², uma resolução espacial de 5 m de pixel e uma resolução espectral de 5 bandas (em nm): 440-510, 520-590, 630-685, 690-730 e 760-850 respetivamente para: azul, verde, vermelho, *red edge* e infravermelho próximo. De modo a avaliar a potencialidade na utilização desta imagem para um diagnóstico precoce de clorose férrica foram analisados índices de vegetação como: o NDVI, o NDVIr, o SPADI, o SPADIr, o MCARI, o TCARI e o OSAVI, determinados por combinações aritméticas de duas ou mais bandas. Verificou-se que o índice SPADIr foi o modelo mais apropriado na estimação dos conteúdos em clorofila total nas folhas de laranjeira desta cultivar e que possui capacidade de diagnosticar cloroses em campo que foi comprovado através da validação.

Palavras-chave: Citrinos, Clorofila, Índices de vegetação, RapidEye, Deteção remota

ABSTRACT

The need to acquire faster and more effective techniques for diagnosis of nutritional deficiencies in the field, it becomes essential to explore the potential of using satellite imagery to obtain an innovative method of monitoring the iron chlorosis in citrus in the Algarve region. Through image processing be able to determine the most appropriate vegetation index to diagnosis and if possible before the onset of symptoms so that a correction of this deficiency to be made in advance. For this purpose we selected two citrus orchards (Newhall cultivar) with a total of 152 trees were used to calibrate the model and the validation prepared at a different orchard (Valencia Late cultivar), all located near Tavira, Portugal. The model was developed with chlorophyll concentration measured by using a portable chlorophyll meter (SPAD-502) and rectified via a calibration curve. Between 20 and 30 leaves were harvested in July although chlorophyll readings were performed in a sample of 15 leaves per tree. For this study a satellite image was acquired from the RapidEye multispectral sensor. The image covers an area of 625 km² and a spatial resolution of 5 m pixel and a spectral resolution of 5 bands (in nm): 440-510, 520-590, 630-685 , 690-730 and 760-850 respectively for blue, green, red, red edge and near infrared. In order to evaluate this images potential for an early of iron chlorosis diagnosis different vegetation indexes were analyzed such as NDVI, the NDVIr, the SPADI, the SPADIr, the MCARI, the TCARI and OSAVI and determined by arithmetic combinations of two or more spectral bands. It was found that the SPADIr index was the most appropriate model for estimating the total chlorophyll content in leaves of orange trees and has the ability to diagnose chlorosis at a field level which has been proven through validation.

Keywords: Citrus, Chlorophyll, RapidEye, Remote sensing, Vegetation indexes

ÍNDICE

AGRADECIMENTOS	II
RESUMO	III
ABSTRACT	IV
1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	2
2.1 AGRICULTURA DE PRECISÃO.....	2
2.2 CITRICULTURA NO ALGARVE	2
2.3 O FERRO E A CLOROSE FÉRRICA	2
2.3.1 O FERRO NO SOLO.....	2
2.3.2 DEFICIÊNCIA DE FERRO.....	3
2.3.3 MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO E CORREÇÃO DA DEFICIÊNCIA	3
2.4 DETEÇÃO REMOTA.....	4
2.4.1 RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA E O ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO	5
2.4.2 INTERAÇÃO REM COM A TERRA, ATMOSFERA, VEGETAÇÃO E O SOLO	6
2.5 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	7
2.5.1 NDVI	8
2.5.2 MCARI	9
2.5.3 TCARI.....	10
2.5.4 OSAVI	10
2.5.5 SPADI.....	11
2.6 IMAGENS DE SATÉLITE COMO FERRAMENTA DE DIAGNÓSTICO	11
2.7 O PROGRAMA RAPIDÉYE.....	13
3 OBJETIVO	15
4 MATERIAL E MÉTODOS	16
4.1 LOCALIZAÇÃO DO CAMPO DE ENSAIO	16
4.2 CARACTERIZAÇÃO DO SOLO	17
4.2.1 CARACTERIZAÇÃO QUÍMICA DO SOLO.....	18
4.3 DELINEAMENTO EXPERIMENTAL	19
4.4 QUANTIFICAÇÃO DA CLOROFILA TOTAL.....	20
4.5 AQUISIÇÃO DA IMAGEM RAPIDÉYE.....	21

4.6 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	23
4.7 TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS.....	24
5 RESULTADOS	27
5.1 CLOROFILA TOTAL.....	27
5.2 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	27
5.2.1 NDVI E NDVIR	28
5.2.2 MCARI	30
5.2.3 TCARI.....	32
5.2.2 SPADI E SPADIR	33
5.3 VALIDAÇÃO DO MODELO.....	37
5.3.1 CASO PRÁTICO DA VALIDAÇÃO.....	41
5.3.2 POTENCIALIDADE DO SPADIR.....	47
6 DISCUSSÃO	50
6.1 CLOROFILA TOTAL.....	50
6.2 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	50
6.2.1 NDVI E NDVIR	50
6.2.2 MCARI	51
6.2.3 TCARI.....	52
6.2.4 OSAVI	52
6.2.5 SPADI E SPADIR	52
6.3 IMPLICAÇÕES AGRONÓMICAS.....	53
7 CONCLUSÕES.....	55
8 PERSPETIVAS FUTURAS.....	56
9 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	57

1 | INTRODUÇÃO

O aumento populacional e conseqüente maior necessidade de produtos alimentares exigem novos métodos de exploração agrícola de modo a corresponder com uma oferta de alimentos adequada, o que pode levar à diminuição da fertilidade do solo e das produções. As novas políticas agrárias promovem um respeito cada vez maior pelos recursos naturais, tentando evitar assim agressões irreversíveis ao ambiente. De acordo com estas exigências de máximo retorno agrícola e o respeito pelo meio, surgiu então a necessidade de promover investigação na área da agricultura de precisão, definida como uma estratégia de gestão que utiliza informação espacial específica para quantificar com exatidão a necessidade de fatores de produção em cada unidade de área e diminuindo assim o impacto ambiental da atividade agrícola. É nesta perspectiva que os sistemas de informação geográfica (SIG) e a detecção remota (DR), na utilização de imagens de satélite multiespectrais e através da determinação de vários índices de vegetação pelo cálculo de rácios de diferentes bandas, têm vindo a desempenhar um papel importante na classificação e distribuição de culturas, estados e stresses nutritivos, práticas culturais e produtividades. Com este trabalho pretende-se, recorrendo à detecção remota pela utilização de imagens multiespectrais do satélite RapideEye calcular diferentes índices de vegetação e avaliar aqueles que melhor realçam desequilíbrios nutricionais, em especial a deficiência de ferro em citrinos, de modo a diagnosticar e antecipar a correção, evitando fertilizações desnecessárias. Deste modo, será possível assegurar a qualidade do fruto e de produtividade associados a pomares bem nutridos e evitar impactes ambientais desnecessários.

2 | REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 | AGRICULTURA DE PRECISÃO

A sustentabilidade na produção agrícola engloba a capacidade de incorporar inovações tecnológicas que permitam atender às crescentes necessidades do mercado interno e ao mesmo tempo competir com os diferentes parceiros internacionais. A conceção de novos produtos, processos e tecnologias terão que proporcionar avanços na produtividade, segurança e qualidade dos alimentos e proporcionar a sustentabilidade futura desta atividade estratégica. As novas tecnologias como a informática, a velocidade de processamento, o armazenamento de dados, os sistemas de informação geográfica, o GPS, a deteção remota permitem encarar hoje em dia a atividade agrícola de forma diferente, surgindo assim uma agricultura de precisão, com recurso a estas tecnologias (Hatfield et al., 2008).

2.2 | CITRICULTURA NO ALGARVE

O Algarve é a principal região produtora de citrinos em Portugal com uma superfície atual de 18000 ha, cerca de 65% da área continental, e uma produção média anual de cerca de 250000 T correspondente a 30% do Produto Agrícola Bruto regional (Projeto AGRO 935, 2007). Nesta região, grande parte das explorações citrícolas encontra-se instalada em solos calcários, fator que induz o aparecimento da clorose férrica ou deficiência de ferro, que é um dos principais desequilíbrios nutritivos das fruteiras no mediterrâneo (Pestana, 2000).

2.3 | O FERRO E A CLOROSE FÉRRICA

2.3.1 | O FERRO NO SOLO

O ferro é um metal de transição que pode mudar facilmente o seu estado de oxidação recebendo ou doando eletrões ($\text{Fe}^{3+} + \text{e}^- \leftrightarrow \text{Fe}^{2+}$). A proporção das duas valências do ião Fe depende da reação e do potencial redox do solo. A precipitação do ferro é

superior nos solos alcalinos e a sua disponibilidade na solução do solo é mínima para valores de pH entre 7.4 e 8.5 (Varenes, 2003).

2.3.2 | DEFICIÊNCIA DE FERRO

A clorose férrica é um importante desequilíbrio nutritivo que resulta da deficiência de Fe e que está frequentemente associada a solos com elevadas concentrações de bicarbonato na solução do solo, que contribuem para insolubilizar o ferro no solo e/ou na planta (Pestana et al., 2004; Molassiotis *et al.*, 2006).

Esta deficiência caracteriza-se pelo aparecimento de um fino reticulado amarelo das folhas mais jovens (Figura 1), em que apenas as nervuras permanecem verdes afetando negativamente a qualidade do fruto e a produtividade dos citrinos (Álvarez-Fernández et al., 2003; Pestana et al., 2003).



Figura 1 | Imagem ilustrativa das folhas com sintomas de clorose férrica (à direita) comparativamente a uma árvore sem sintomas (à esquerda) de laranja, cultivar *Newhall*.

2.3.3 | MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO E CORREÇÃO DA DEFICIÊNCIA

Diversos autores (Álvarez-Fernández et al., 2003; Pestana et al., 2003) salientam a importância de um diagnóstico precoce, que antecipe o aparecimento de sintomas e permita corrigir atempadamente os efeitos negativos da clorose férrica na qualidade do fruto dos quais se salientam, menor calibre, alterações na composição interna, atraso na maturação do fruto visualizada pela menor intensidade da cor dos frutos. O recurso à análise foliar é o método de diagnóstico mais utilizado, no entanto, *in situ* as folhas cloróticas apresentam muitas vezes teores foliares de Fe superiores aos das

folhas verdes, situação designada por Römheld (1997) como o “paradoxo do ferro”, o que dificulta a capacidade de tomada de decisão do agricultor. Outro recurso é ao uso do aparelho SPAD-502 (Soil Plant Analysis Development, Minolta Co., Osaka, Japão), que mede a transmitância das folhas em dois comprimentos de onda, permitindo estimar teores foliares de clorofila (Markwell et al., 1995), apesar de proporcionar um diagnóstico precoce, não possibilita uma correção atempada e está confinado a ensaios de investigação. Pestana et al. (2004) propuseram o uso de análise floral, mas a metodologia carece de validação alargada a outras espécies citrícolas. Por fim, como o aparecimento da clorose férrica pode não ser generalizada a todo o pomar pois só é induzida em solos calcários, nenhum dos métodos de diagnóstico em uso permite individualizar setores de árvores de forma a efetuar correções apenas naqueles cujas árvores necessitem.

Assim, a correção desta deficiência é generalizada e inclui aplicações massivas de quelatos sintéticos de Fe (III), ao solo ou à planta, com encargos elevados. Adicionalmente tem de se repetir anualmente para o mesmo pomar, pois o Fe aplicado num ano não previne o aparecimento dos sintomas de carência no ano seguinte, agravando o impacto negativo do ponto de vista ambiental (Legaz et al., 1992; Pestana et al., 2003; Pestana et al. 2004). As aplicações são efetuadas indiscriminadamente em todo o pomar pois os métodos de diagnóstico, como a análise foliar resulta de amostras compósitas, e não permite distinguir o estado nutricional de cada árvore. Os custos desta correção são muito elevados podendo chegar a representar 60% dos custos totais da fertilização (Álvarez-Fernández et al., 2003; Tagliavini et al., 2000). Em Espanha foi estimado que se aplicam anualmente cerca de 3000 T de fertilizantes com ferro com um custo anual de 45 M€. A clorose férrica é do ponto de vista técnico e económico, o problema mais difícil de resolver por parte dos agricultores na zona Mediterrânea (Pestana et al., 2005; Sanz et al., 1992).

2.4 | DETEÇÃO REMOTA

A deteção remota é o processo de aquisição de informação à distância sobre um objeto, uma área ou um fenómeno, sem necessidade de contacto físico. Este método de observação inclui a utilização de diversos sensores tais como: sensores instalados

em satélites artificiais como em aviões, ou em plataformas orbitais, ou sensores portáteis usados em trabalho de campo (Richards e Jia, 2006). A aquisição de dados e informação de deteção baseia-se em sensores capazes de recolher a informação de objetos da superfície terrestre que refletem radiação eletromagnética, própria e do sol (Fonseca e Fernandes, 2002; Maini e Agrawal, 2011).

2.4.1 | RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA E O ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO

A radiação eletromagnética (REM) contém informações acerca da superfície que observamos e permite-nos distinguir a cor e a forma. Um sensor num satélite tem a função de registar essa REM para que possa posteriormente ser analisada para diferentes fins. A composição da REM, isto é, a gama de comprimentos de onda eletromagnética, designa-se por espectro eletromagnético (Figura 2).

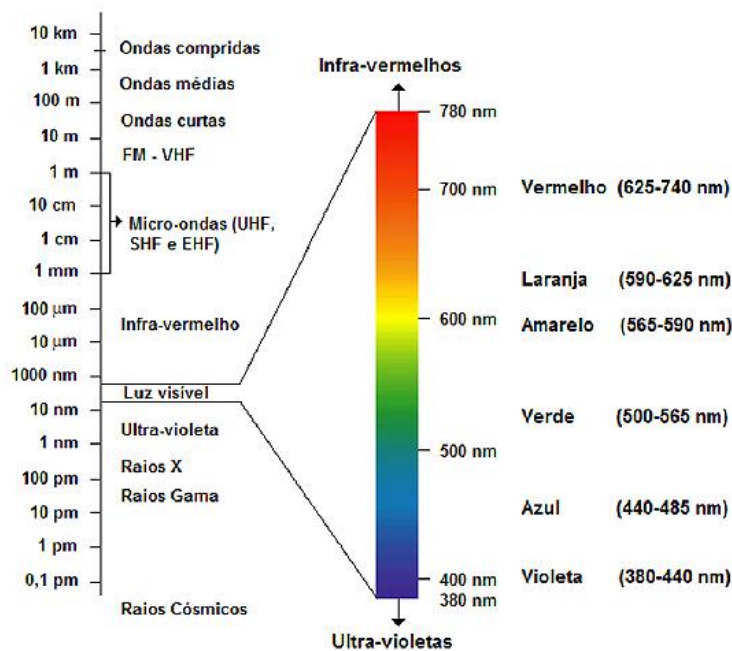


Figura 2 | Espectro de ondas eletromagnéticas (GDR do IGP).

Um feixe de luz visível pelo olho humano comporta uma determinada gama de comprimentos de onda do espectro eletromagnético, que varia entre 380 nm (comprimento de onda da cor violeta) e 780 nm (comprimento de onda da cor vermelha). Os comprimentos de onda inferiores a 380 nm correspondem a radiações não visíveis, como sejam, ultravioletas, raios X, raios γ e raios cósmicos. Os

comprimentos de onda superiores a 800 nm correspondem a radiações, igualmente não visíveis, tais como, infravermelhas, micro-ondas e ondas de rádio (Richards e Jia, 2006).

2.4.2 | INTERAÇÃO REM COM A TERRA, ATMOSFERA, VEGETAÇÃO E O SOLO

Todos os elementos terrestres têm comportamentos distintos perante os diferentes comprimentos de onda do espectro electromagnético. A resposta depende das suas características e segue uma determinada assinatura, denominada assinatura espectral (Maini e Agrawal, 2011).

Uma superfície branca reflete quantidades iguais de radiação de todos os comprimentos de onda da luz visível, enquanto uma folha verde reflete menos radiação nas partes vermelha e azul do espectro visível do que na parte verde. Isto produz um excesso de luz verde (comparada com a vermelha e a azul), pelo que as folhas parecem verdes. Assim, a composição da reflexão eletromagnética ou a assinatura espectral, dá-nos informações sobre a superfície que emite ou reflete a radiação (Maini e Agrawal, 2011; Wu et al., 2008).

A maioria dos objetos naturais dá origem a uma reflexão mista. No entanto, diferentes tipos de superfícies como sejam, a água, o solo descoberto, ou a vegetação, refletem a radiação de forma diferente em várias gamas (Figura 3).

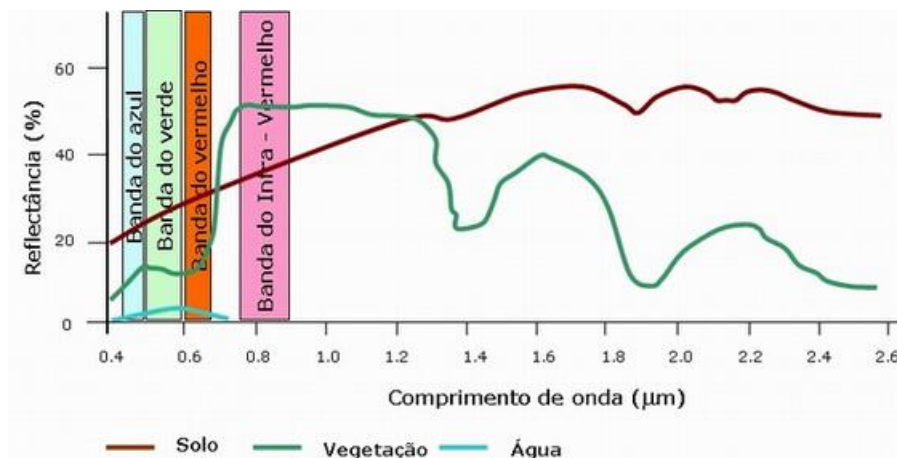


Figura 3 | Curvas de reflectância espectral típicas da vegetação, do solo e da água (GDR do IGP).

Os pigmentos existentes nas folhas absorvem luz do visível que é utilizada no processo fotossintético, enquanto a estrutura celular das folhas refletem no infravermelho. Assim sendo, zonas com uma folhagem mais densa irão alterar estes comprimentos de onda, de absorção e de reflexão (Wu, et al., 2008).

As plantas absorvem fortemente energia na região do azul e do vermelho e consequentemente, a reflexão nestas regiões é muito baixa. Na região do verde a reflexão é ligeiramente superior tornando-se intensa na região do infravermelho próximo. Pelo facto de apresentar uma reflexão consideravelmente alta no infravermelho próximo e uma baixa reflexão no visível torna-se possível distinguir as áreas de solo cobertas de vegetação, das áreas de solo descoberto. A diferença de reflexão nestes espectros é maior para as áreas cobertas de vegetação e insignificante para o solo descoberto (Armas e Caetano, 2006).

Antes de serem detetadas pelo sensor do satélite, a radiação do sol e a reflexão da superfície da Terra atravessam a atmosfera pelo que os gases de estufa absorvem parte da radiação terrestre. O vapor de água e o dióxido de carbono são gases de estufa que absorvem a radiação em diferentes comprimentos de onda. Assim sendo, a deteção remota pode, muitas vezes, apresentar ligeiras distorções e deve ser ajustada através do posterior processamento da imagem digital.

A assinatura espectral da vegetação varia consoante as espécies presentes na área observada, e ainda dentro da mesma espécie podem surgir fatores (composição, estrutura, forma e teor de água) que modificam a sua curva espectral característica, permitindo diferenciar e caracterizar diferentes elementos através de técnicas de deteção remota. A capacidade dos sensores distinguirem as diversas assinaturas espectrais é fundamental para a sua utilização na cartografia, onde a distinção entre os diferentes tipos de superfície e de área é essencial (Armas e Caetano, 2006).

2.5 | ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Como foi referido anteriormente, a assinatura espectral da vegetação é variável consoante as espécies vegetais presentes, e dentro da mesma espécie pode variar em função de fatores internos ou externos, que modificam a sua curva espectral

característica destacando-se alterações na composição, estrutura e forma das plantas (ENVI, 2011). Os Índices de Vegetação (IV), frequentemente utilizados para realçar estas alterações na assinatura espectral, são números resultantes de combinações aritméticas da reflectância da superfície terrestre em dois ou mais comprimentos de onda e traduzem informação de um dado *pixel* de uma imagem (ENVI, 2011). Atualmente, existem imensos índices de vegetação, sendo que a escolha de um determinado índice deve ser efetuada pela sua capacidade de identificar única e exclusivamente as características da vegetação face a determinado fator (Martin et al., 2007; Meggio et al., 2010; Wu et al., 2008) e, conseqüentemente, sem sofrer influência de elementos exógenos à vegetação. Na Tabela 1 estão identificados alguns exemplos de índices de vegetação e o respetivo objetivo de utilização.

Tabela 1 | Exemplos de índices de vegetação e o objetivo de utilização.

Índice de Vegetação		Utilização	Referência
Normalizes Difference Vegetation Index	NDVI	Área foliar	Rouse et al., 1974
Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	MCARI	Clorofila	Daughtry et al., 2000
Transformed Cab Absorption in Reflectance Index	TCARI	Clorofila	Haboudane et al., 2002
Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index	OSAVI	Clorofila	Rondeaux et al., 1996

O interesse nestes índices de vegetação foi motivado pela potencial uso em operações de deteção remota no contexto da agricultura de precisão, especificamente na caracterização da área foliar e teor de clorofila, parâmetros afetados pela deficiência de ferro em pomares de citrinos.

2.5.1 | NDVI

O NDVI (*Normalizes Difference Vegetation Index*) é um dos índices de vegetação mais utilizado na deteção de zonas de vegetação. Baseia-se no contraste entre a máxima reflexão (R) na região do infravermelho (IV), devido à estrutura celular das folhas, e máxima absorção na região do vermelho (V), devido aos pigmentos fotossintéticos

(Hatfield et al., 2008; Hively et al., 2009). Este índice é determinado pela seguinte fórmula:

$$NDVI = \frac{RIV - RV}{RIV + RV}$$

Para um dado *pixel*, o índice apresenta valores compreendidos entre -1 e +1, apresentando a vegetação verde e densa valores superiores a 0.4, pois nessa situação a reflexão na gama do infravermelho é superior à gama do vermelho (Weier e Harring, 2001).

Embora este índice seja muito utilizado apresenta também muitas limitações em algumas situações, como, zonas de elevada ou baixa densidade de vegetação; ou zonas com diversidade de copas. Esta limitação deve-se à relação não linear com parâmetros biofísicos, como o índice de área foliar (Huete et al., 2002; Lousada, 2007; Rondeaux et al., 1996; Wu et al., 2008).

2.5.2 | MCARI

O índice MCARI, proposto por Daughtry et al. (2000), foi gerado para reduzir a variabilidade da radiação fotossinteticamente ativa devido a presença de vários elementos não fotossintéticos. Utiliza bandas correspondentes à máxima absorção da clorofila *a* à gama dos 670 nm em conjunto com a mínima absorção destes pigmentos fotossintéticos aos 550 e 700 nm, como indicado na seguinte equação calculada com base nas respetivas reflectâncias (R):

$$MCARI = [(R700 - R670) - 0.2 * (R700 - R550)] * \frac{R700}{R670}$$

A razão (R700/R670) foi introduzida na fórmula para minimizar os efeitos da reflectância do solo e dos pigmentos fotossintéticos ao nível da copa das árvores. Embora seja um índice muito utilizado vários estudos demonstram que é bastante sensível ao ruído em áreas de vegetação pouco densas e com baixo índice de área foliar e baixos teores de clorofila (Haboudane et al., 2002; Wu et al., 2008).

2.5.3 | TCARI

O TCARI é uma modificação do índice MCARI e foi desenvolvido para melhorar a sensibilidade em zonas de vegetação com baixos teores de clorofila. Este índice é determinado a partir combinações aritméticas utilizando diferentes bandas como indicado na seguinte equação (Haboudane et al., 2002):

$$TCARI = 3 * [(R700 - R670) - 0.2 * (R700 - R550) * \frac{R700}{R670}]$$

Tal como no índice anterior a razão (R700/R670) é usada para minorar os efeitos da reflectância do solo, no entanto apenas é aplicado à diferença entre as bandas 700 e 550. No entanto apesar das melhorias na deteção de baixos conteúdos de clorofila, continua a existir limitações no caso de zonas com baixa área foliar (Haboudane et al., 2002; Martín et al., 2007; Wu et al., 2008).

2.5.4 | OSAVI

O OSAVI tem como objetivo minimizar o efeito da reflectância do solo e da atmosfera, aumentando a sensibilidade na estimação da clorofila. Utiliza diferentes bandas como indicado na seguinte fórmula (Rondeaux et al., 1996):

$$OSAVI = \frac{(1 + 0.16) * (R800 - R670)}{(R800 + R670 + 0.16)}$$

O fator de ajuste da reflectância do solo é traduzido nesta equação pela constante 0.16. É um índice importante devido à sua fácil utilização no contexto de observações operacionais em paisagens agrícolas, não sendo necessário conter informações das propriedades óticas do solo e foi comprovado por diversos estudos como sendo um dos índices que melhor se adapta a diferentes tipos de culturas agrícolas (Haboudane et al., 2002; Hatfield et al., 2008; Meggio et al., 2010;).

2.5.5 | SPADI

O SPADI é um índice que foi introduzido nesta tese que pretende relacionar conteúdos de clorofila estimados em pomares de citrinos através do aparelho SPAD-502 (Minolta Co., Japão) com as imagens obtidas por satélite.

O princípio de funcionamento deste aparelho (SPAD-502) consiste em medir a luz transmitida através de uma folha depois de submetida, sequencialmente, a dois tipos de luz; primeiro com uma radiação na zona do vermelho (≈ 650 nm), que corresponde a um pico de absorção das moléculas de clorofila *a* e *b* e uma radiação de referência, na zona do infravermelho (940 nm). Assim, os valores produzidos pelo aparelho derivam do logaritmo da razão entre as transmitâncias registadas a diferentes bandas, com e sem folha (Markwell et al., 1995):

$$\text{Valores de SPAD} = \log \frac{I'940 * I650}{I'650 * I940}$$

$I'940$ e $I'650$ correspondem às transmitâncias registadas na folha e $I940$ e $I650$ aos valores de calibração das transmitâncias obtidos sem folha.

Este aparelho pode ser utilizado como um método não destrutivo de estimar a concentração clorofilina uma vez que os valores de SPAD são proporcionais à quantidade de clorofila total existente nas folhas. Para tal, deve-se efetuar previamente uma curva de calibração para cada espécie vegetal (Lichtenthaler, 1987).

2.6 | IMAGENS DE SATÉLITE COMO FERRAMENTA DE DIAGNÓSTICO

A técnica de utilização de imagens de satélite como ferramenta de diagnóstico da carência de nutrientes em pomares é limitada, não existindo estudos no setor citrícola da região do Algarve. Um *pixel*, numa imagem de satélite, tem, após correções radiométricas, um valor de reflectância representativo da média dos elementos existentes na área por ele abrangida. Beerli et al. (2005) geraram modelos de quantificação de azoto em campo e compararam com modelos obtidos através de imagens de satélite com diferentes sensores, como Landsat 5, SPOT 5, Quick-Bird 2, e

Ikonos 2. Tapsall et al. (2010) recorrendo ao índice NDVI analisaram o aumento de áreas agrícolas como método de acompanhamento do desenvolvimento dos projetos apoiados com fundos comunitários. Vuolo et al. (2010) recorreram às imagens RapidEye para estimar variáveis biofísicas da copa de árvores de fruto, na região de Campania em Itália. Avaliaram o desempenho deste sensor para determinar o índice de área foliar (LAI) e o conteúdo de clorofila nas folhas (LCC) e nas copas (CCC) através dos índices Weighted Difference Vegetation Index (WDVI) e MERIS Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI) e concluíram que o sensor RapidEye fornece informação útil para a determinação das variáveis biofísicas para aplicações operacionais no setor agrícola.

Wu et al. (2007) utilizaram imagens de um sensor de elevada resolução, Quickbird, de *pixel* 2.8 m, multiespectral de 4 bandas tendo calculado diferentes índices de vegetação e correlacionam as leituras de clorofila dos pecíolos de batateira e os teores de azoto ao longo do ciclo cultural. No entanto, verificaram que estas correlações apenas eram significativas no início do ciclo cultural. Mais tarde, as diferenças encontradas foram devidas às áreas foliares e não aos conteúdos de azoto, tendo concluído que este tipo de imagem não satisfazia o objetivo proposto. Rosendo e Rosa (2008) determinaram os índices NDVI e EVI, a partir do sensor MODIS/Terra (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) a bordo do satélite Terra da Agência Espacial Norte-Americana, para efetuar o mapeamento, com sucesso, do uso da terra e classificação da coberto vegetal na região de São Paulo, Brasil.

Meggio et al. (2010) utilizaram um sensor híper-espectro de 20 bandas, para a determinação de vários índices usados na avaliação de diferentes parâmetros, tais como, a área foliar, a clorofila, carotenoides e antocianinas de forma prever a qualidade da produção da uva afetada pela deficiência de Fe e outros micronutrientes, o que permitiu uma otimização das épocas de colheita associadas a uma maior qualidade de produção. Martin et al. (2007) elaboraram mapas de identificação da qualidade de uva afetadas pela deficiência de Fe através do sensor híper-espectro CASI de elevada resolução no campo e em campanha aérea. Estes autores determinaram que a clorofila estimada a partir da razão entre os índices TCARI/OSAVI foi a que

melhor detetou a clorose foliar comparativamente ao índice NDVI, tradicionalmente utilizado para estimar o estado e estrutura vegetativa.

Haboudane et al (2002) utilizaram sensor híper-espectro CASI e obtiveram uma previsão significativa para os conteúdos em clorofila, para milho desenvolvido com diferentes concentrações de azoto, utilizando a razão entre os índices TCARI/OSAVI. Verificaram que este índice traduzia significativamente as variações óticas de clorofila nestas culturas ao nível da copa. Wu et al. (2008) utilizaram bandas do sensor Hyperion para estimar com elevada precisão o conteúdo de clorofila em milho. Verificaram também que as razões entre os índices TCARI/OSAVI e MCARI/OSAVI apresentaram melhores resultados do que os mesmos índices quando usados individualmente pois conseguiram diminuir de forma mais acentuada a interferência da reflectância do solo.

Na gestão de água existem também bastantes estudos como por exemplo, Toureiro et al. (2007) utilizaram sensores Everest em campo, que medem a temperatura da superfície cultural para traduzir o estado hídrico das culturas. Nunes et al. (2006) efetuaram uma análise multitemporal de imagens Landsat-7/ETM+ para a quantificação do consumo de água subterrânea na agricultura. D'Arco et al. (2005) utilizaram os índices de vegetação NDVI e EVI estimados a partir do sensor MODIS para identificação de áreas de produção de arroz por alagamento.

2.7 | O PROGRAMA RAPIDEYE

O RapidEye é um satélite comercial com sensor multiespectral (*pushbroom imager*) pertencente ao “Earth Observation Mission of RapidEye AG de Brandenburg (Alemanha), constituído por uma constelação de 5 microsatélites lançados em agosto de 2008 e com uma vida útil de 7 anos. As imagens captadas apresentam uma resolução espacial de 5 m de *pixel* ortoretificado e uma resolução espectral de 5 bandas óticas entre o visível e o infravermelho próximo (Figura 4), especificamente (em nm): 440-510, 520-590, 630-685, 690-730 e 760-850, respetivamente para azul,

verde, vermelho, *red edge* e infravermelho próximo (Sandau et al., 2010; Tyc et al., 2005).

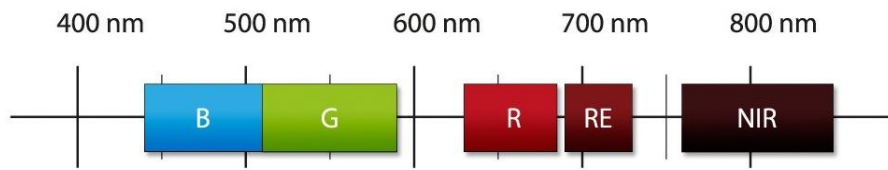


Figura 4 | Bandas espectrais dos satélites RapidEye.

Na Tabela 2 apresentam-se algumas especificações técnicas dos satélites do sistema RapidEye.

Tabela 2 | Especificações técnicas gerais dos satélites RapidEye (Sandau et al., 2010; Tyc et al., 2005).

Altitude de órbita	630 km
Largura <i>swath</i>	77 km
Hora de Passagem no Equador	11:00 (aproximadamente)
Velocidade	27 000 km h ⁻¹
Tempo de Revisita	Diariamente (off-nadir); 5,5 Dias (nadir)
Capacidade de Recolha	4,5 Milhões de Km ² dia ⁻¹
Resolução Espacial	6.5 m (nadir)
Tamanho do Píxel (ortoretificado)	5 m
Armazenamento de Dados a Bordo	1500 km de dados de imagens por órbita
Resolução Radiométrica	12 bits
Velocidade de Download (banda X)	80 Mbps

3 | OBJETIVO

Com este trabalho pretendeu-se encontrar um método inovador de monitorização da clorose férrica em pomares de citrinos, através do processamento de imagens de satélite RapidEye. Para tal, recorreu-se a diferentes índices vegetativos de forma a selecionar os mais adequados a este diagnóstico nutricional.

Pretendeu-se ainda potenciar a monitorização e gestão mais eficaz da aplicação de fertilizantes, localizando, por cartografia, diferentes pomares e setores com diferentes suscetibilidades à clorose férrica. Por fim, os resultados obtidos através dos índices de vegetação foram correlacionados com valores obtidos em campo, de forma a validar a informação recolhida.

4 | MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo apresentam-se as metodologias desenvolvidas na aquisição dos dados de campo e na exploração das características espectrais de uma imagem satélite RapidEye através da determinação de diferentes índices de vegetação usados na elaboração de diferentes modelos para estimar os conteúdos em clorofila. Por fim descreve-se a metodologia realizada para a validação dos modelos.

4.1 | LOCALIZAÇÃO DO CAMPO DE ENSAIO

Para a realização dos objetivos pretendidos selecionaram-se dois pomares de propriedade privada de laranjeiras (*Citrus sinensis* (L.) Osb.) utilizados para a calibração do modelo e um terceiro pomar para a validação, todos localizados no sítio do Perogil, cerca de 2 km da cidade de Tavira, na freguesia de Santiago do Concelho de Tavira, no Algarve (Figura 5).

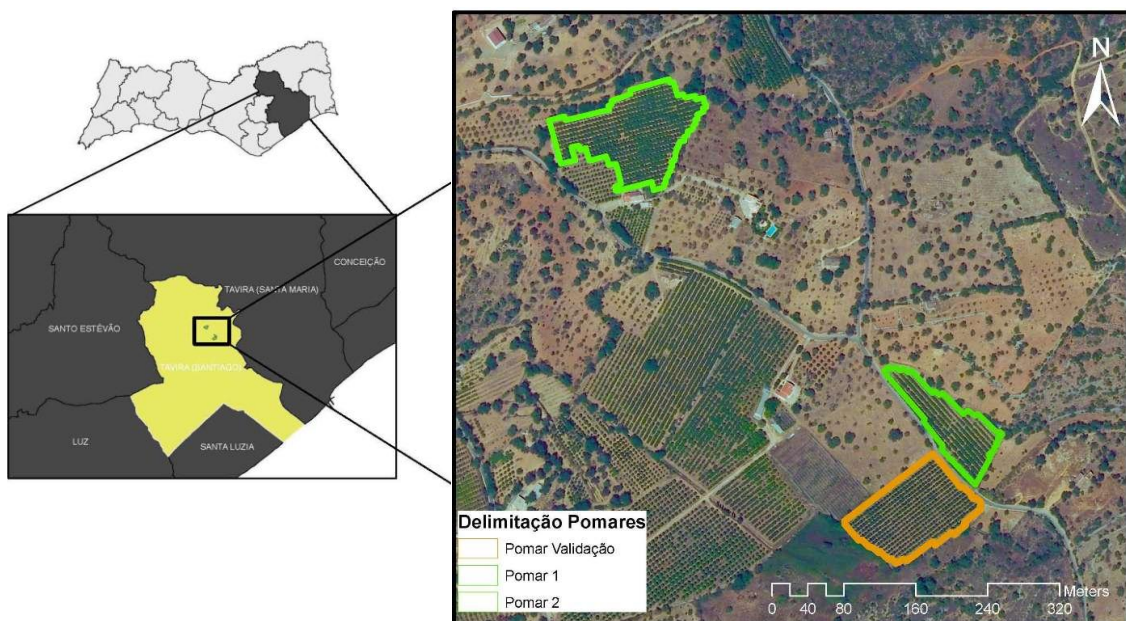


Figura 5 | Localização dos pomares de ensaio. Os pomares usados no modelo apresentam o contorno verde e o pomar usado para posterior validação do modelo está delimitado com linha de cor laranja.

Os pomares utilizados para a calibração do método são de laranjeiras da cultivar *Newhall* enxertadas em limoeiro *volkameriana* (*Citrus volkameriana* Tan. and Pasq.).

Este porta-enxerto é resistente ao calcário, à asfixia radicular e apresenta uma resistência média à salinidade do solo. Os dois pomares têm uma área aproximada de 1.6 ha e o pomar utilizado para a validação tem cerca de 1 ha e é de laranjeiras da cultivar *Valencia Late*.

4.2 | CARACTERIZAÇÃO DO SOLO

No que diz respeito ao complexo litológico, os solos da área em estudo apresentam formações sedimentares do período geológico do Jurássico com predominância das seguintes unidades litológicas: conglomerados, arenitos, calcários, calcários dolomíticos, calcários margosos e margas (Instituto do Ambiente, 2003).

De acordo com a classificação de solos do Centro de Reconhecimento e Ordenamento Agrário (CNROA/SNOA) as parcelas em estudo pertencem à família dos solos calcários pardos e vermelhos com os seguintes complexos de solo: Pc (Pardos dos Climas de Regime Xérico, Normais, de calcários não compactos), Vc (Vermelhos dos Climas de Regime Xérico, Normais de calcários) e Arc Afloramento Rochoso de calcários ou dolomias (Figura 6), que segundo as unidades pedológicas da FAO (FAO-Unesco) correspondem a Cambissolos crómicos calcários.

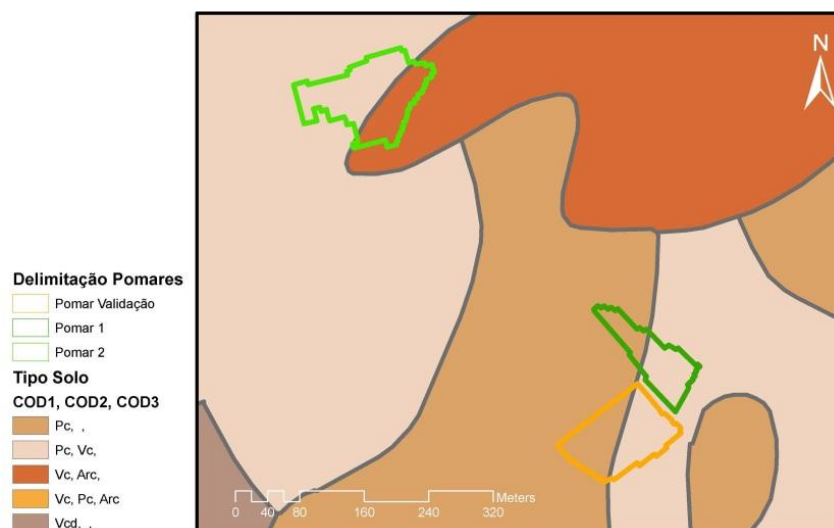


Figura 6 | Limites das unidades taxonómicas de solo com indicação dos complexos existentes na região em estudo, obtida a partir das Cartas de Solos de Portugal, à escala 1:25000 (DGADR, 2011).

4.2.1 | CARACTERIZAÇÃO QUÍMICA DO SOLO

Para a caracterização química do solo dos pomares em estudo efetuou-se uma amostragem aleatória na camada superficial (0-30 cm) em dez pontos distintos e entre as linhas das árvores de cada pomar.

As amostras de solo foram secas em estufa a 40°C e posteriormente separadas por um crivo de 2 mm, a partir da qual resultou a fração correspondente à terra fina. Foi nesta fração que se procedeu à determinação dos seguintes parâmetros: pH, condutividade elétrica (Ce), calcário ativo e conteúdo em ferro.

O pH foi determinado numa relação solo/água 1:2.5, por potenciometria (Hanna, HI 8424).

A condutividade elétrica (Ce) foi medida numa relação solo/água 1:5, efetuando-se a leitura num condutímetro (WTW LF91, Alemanha) e sendo os resultados expressos em dS cm^{-1} .

A extração do calcário ativo foi efetuada por meio de uma solução de oxalato de amónio (0,2 N) com titulação do excesso por meio de uma solução de permanganato de potássio e os resultados apresentam-se em % de CaCO_3 .

O ferro (Fe) foi extraído com oxalato de amónio (0,2 N; pH 3) e a concentração de Fe foi posteriormente contabilizada por colorimetria a 508 nm e os resultados expressos em mg kg^{-1} (Diaz et al., 2009).

Na Tabela 3 estão apresentados os resultados destas determinações.

Tabela 3 | Análise química das amostras de solo em valores médios, obtida a 30 cm de profundidade nos dois pomares de ensaio.

Parâmetro	Pomar1	Pomar2
pH (H ₂ O)	8,2 ± 0,10	8,2 ± 0,09
Condutividade elétrica (dS cm^{-1})	0,2 ± 0,05	0,2 ± 0,05
Calcário ativo (%)	14,0 ± 1,38	10,7 ± 1,75
Fe (mg kg^{-1})	270 ± 96	675 ± 171

A apreciação dos valores indica que os solos possuem uma reação pouco alcalina (Santos, 1996) com alto teor em calcário ativo (Yagüe, 1994), típico de solos calcários.

4.3 | DELINEAMENTO EXPERIMENTAL

Tal como anteriormente referido o ensaio foi estabelecido em dois pomares de laranjeira: o Pomar 1 tem uma área de 5600 m² com compasso de plantação de 3 m x 5 m correspondendo a aproximadamente 370 árvores com orientação Noroeste-Sueste; e o Pomar 2 tem uma área de plantação de 11240 m² e um compasso de plantação de 4 m x 5 m, num total de 560 árvores em linhas orientadas Este-Oeste.

Na Figura 7 está representada a distribuição espacial das árvores selecionadas aleatoriamente para a colheita de folhas novas. As coordenadas geográficas das respectivas árvores foram localizadas com GPS (Global Positioning System, Garmin e Tres Venture Cx, EUA). No primeiro pomar selecionaram-se 76 árvores no segundo 79 árvores. A colheita das folhas foi realizada no mês de julho e colheram-se entre 20 a 30 folhas sãs e recentemente expandidas (2^a e 3^a folha) por árvore que abrangeram os quatro quadrantes da copa de acordo com as normas vigentes para análise foliar de citrinos (INIAP, 2006).

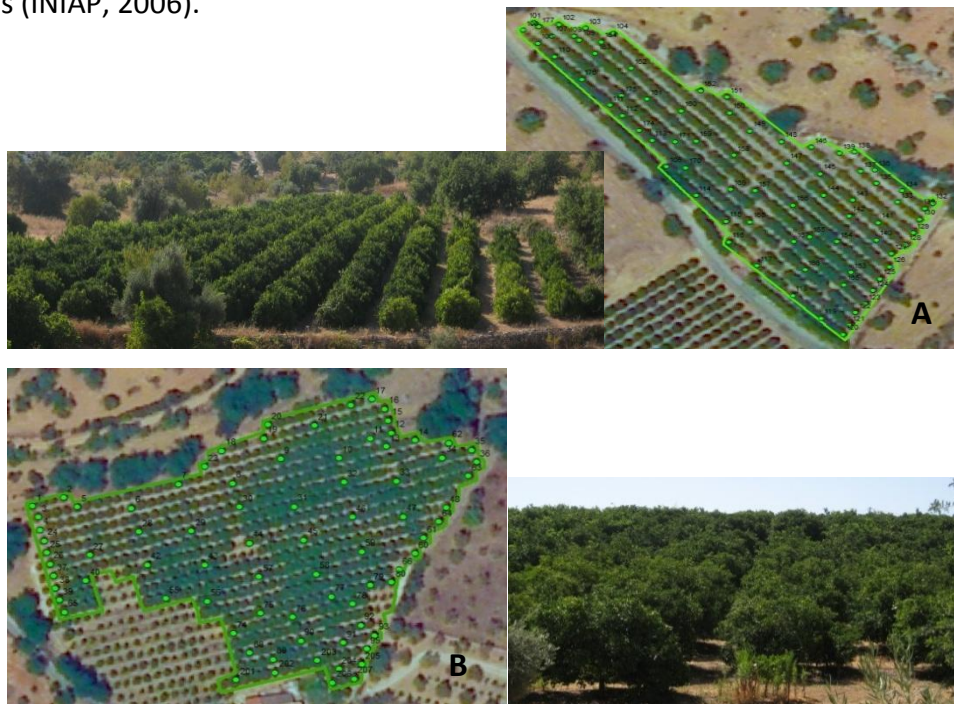


Figura 7 | Delimitação dos pomares (A - Pomar 1; B - Pomar 2) utilizados para a calibração do método e identificação das árvores utilizadas para a recolha das folhas (pontos verdes). As fotografias mostram o aspeto geral dos pomares à data da colheita foliar.

4.4 | QUANTIFICAÇÃO DA CLOROFILA TOTAL

A clorofila (Chl) total foi estimada através da utilização do aparelho SPAD-502 (Minolta Co., Japão). Os valores de SPAD resultam da medição da transmitância de uma folha depois de submetida a dois tipos de luz: uma radiação na zona do vermelho (l'650 nm) que corresponde a um pico de absorção das moléculas de clorofila *a* e *b* e uma radiação de referência, na zona do infravermelho (l'940 nm); conforme anteriormente descrito.

Previamente foi realizada uma curva de calibração para a conversão dos valores de SPAD em clorofila total. Para tal, foram recolhidas várias folhas de laranjeira *Newhall* com diferentes graus de clorose transportadas em arca térmica para o laboratório. A extração dos pigmentos foi realizada conforme descrito por Abadía e Abadía (1993) em discos foliares de 0.38 cm² com acetona a 100% na presença de ascorbato de sódio, de modo a evitar a rápida degradação da clorofila *a*. A absorvância das amostras foi determinada por leitura num espectrofotómetro UV Visível (UV-160 A, Shimadzu) a dois comprimentos de onda (661.6nm e 644.8nm). As conversões dos valores de absorvância (A) em concentrações de clorofila (mg L⁻¹) estão de acordo com Lichtenthaler (1987).

$$\text{Clorofila } a = 11,24 * A_{661,6} - 2,04 * A_{664,8}$$

$$\text{Clorofila } b = 20,13 * A_{644,8} - 4,19 * A_{661,6}$$

$$\text{Clorofila total} = \text{Clorofila } a + \text{Clorofila } b$$

Todos os valores de SPAD foram convertidos em µmoles de clorofila total por unidade de área (m²) segundo a função que melhor se ajustou, metodologia referenciada por diversos autores (Abadía e Abadía 1993; Markwell et al., 1995; Pestana et al., 2011), estando a equação polinomial de 2º grau e respetiva significância apresentadas na Figura 8.

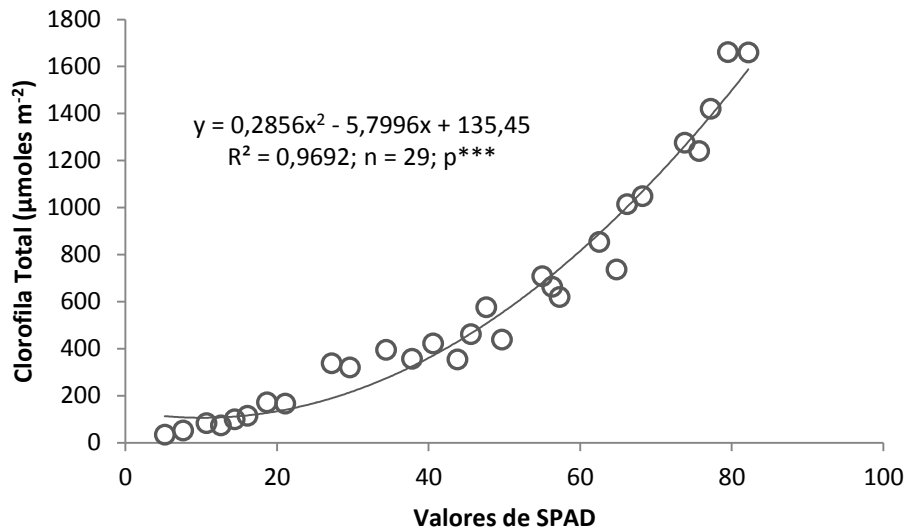


Figura 8 | Relação entre os valores de SPAD e a concentração foliar de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) em árvores de laranjeira, cultivar *Newhall*. Está indicado o coeficiente de correlação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância ($*** p < 0.001$).

As leituras de SPAD foram realizadas numa amostragem de 15 folhas por árvore e os valores convertidos em clorofila total em $\mu\text{moles por m}^2$, segundo a equação polinomial indicada na Figura 8.

4.5 | AQUISIÇÃO DA IMAGEM RAPIDEYE

Para este estudo comprou-se uma imagem de satélite/sensor multiespectral *RapidEye* de processamento *standard* de nível 3A (ortorectificado) com uma área de 625 km^2 e sob condições atmosféricas sem nuvens ($< 2\%$, Figura 9). As correções geométricas e radiométricas foram assumidas pela empresa *German Company RapidEye AG* de modo a obter a melhor reflectância das superfícies.

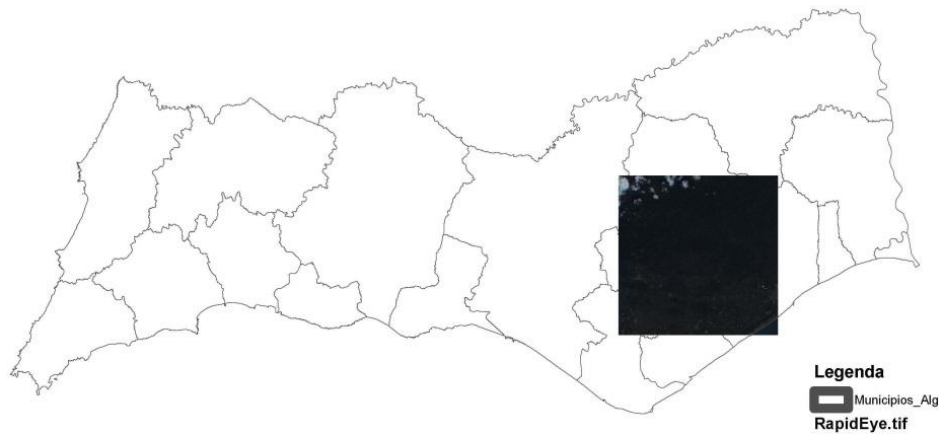


Figura 9 | Imagem de satélite RapidEye de 625km² utilizada no estudo.

A imagem possui uma resolução espacial de 5 m de *pixel* e uma resolução espectral de 5 bandas (Tabela 4).

Tabela 4 | Bandas espectrais do RapidEye.

Banda	Nome banda espectral	Gama espectral (nm)
1	Azul	440 – 510
2	Verde	520 – 590
3	Vermelho	630 – 685
4	<i>Red edge</i>	690 – 730
5	Infravermelho Próximo	760 – 850

Como a resolução espacial das imagens (5 m x 5 m) é diferente do compasso de plantação (no Pomar 1 é de 3 m x 5 m e no Pomar 2 é de 4 m x 5 m) significa que as árvores não estão individualmente representadas por um único pixel.

A imagem foi captada em junho de 2011 e as colheitas das folhas em campo decorreram durante a primeira semana de julho e para cada árvore localizou-se a coordenada geográfica com GPS.

Foi necessário efetuar uma retificação da georreferenciação pois a imagem apresentava um erro de localização na ordem dos 3 pixéis (15 m). A retificação foi feita por pontos de controlo (GCP) de um ortofotomapa obtido por fotografia aérea de numa campanha aérea efetuada em setembro de 2010 pelo Instituto Geográfico

Português (IGP). As características técnicas do ortofotomapa estão indicadas na Tabela 5.

Tabela 5 | Especificações Técnicas do ortofotomapa (IGP, 2010).

Câmaras	UltraCam XP – Vexcel DMC – Intergraph
Sistema de referência	PT-TM06-ERTS89
Parâmetros de orientação externa	GNSS/IMU
Resolução espacial	0.5 m
Altura de voo	UltraCam XP – 8400 m DMC – 5500m

A retificação foi feita com o uso de 20 GCP bem distribuídos na imagem original. Cada GCP possui dois pares de coordenadas, um par são as coordenadas (X e Y) conhecidas na ortofotomapa e o outro par, a localização do mesmo ponto na imagem. Realizou-se uma transformação de coordenadas pelo método polinomial de 2º grau obtendo um desvio padrão dos erros (RMS) de 1.7. Este processo foi complexo devido à dificuldade em fazer coincidir os GCP do ortofotomapa com os correspondentes na imagem de satélite, devido à sua baixa resolução espacial.

Para o processamento da imagem de satélite recorreu-se à aplicação MATLAB e ao *framework* Mirone vs. 2.1.1 (Luis, 2007; Luis, 2010) e para a visualização e elaboração das cartas temáticas à aplicação ArcGis v9.0. Para o processamento espacial dos dados utilizaram-se a projeção geográfica: o *Universal Transverse Mercator* (UTM) Zona 29N e o *Datum* WGS 1984.

4.6 | ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Neste estudo recorreu-se à avaliação de alguns índices de vegetação de modo a seleccionar o que melhor traduz o objetivo: o NDVI, o NDVlr, o MCARI, o TCARI, o OSAVI, o SPADI e o SPADlr determinados por combinações aritméticas de duas ou mais bandas como apresentado na Tabela 6. Estes índices foram adaptados à imagem de

satélite usada nesta tese, tendo-se recorrido aos valores das bandas espectrais indicadas na Tabela 4 e não aos valores individuais indicados pelos respetivos autores e compilados na Tabela 1.

Tabela 6 | Índices de vegetação calculados a partir da imagem multiespectral do programa RapidEye, utilizados neste trabalho. (Legenda: Reflectância (R); Infravermelho Próximo (IV); Vermelho (V); *Red edge* (Rg); Verde (Vd)).

Índice	Formula
NDVI	$NDVI = \frac{RIV - RV}{RIV + RV}$
NDVlr	$NDVlr = \frac{RIV - RRg}{RIV + RRg}$
MCARI	$MCARI = [(RRg - RV) - 0.2 * (RRg - RVd)] * \frac{RRg}{RV}$
TCARI	$TCARI = 3 * [(RRg - RV) - 0.2 * (RRg - RVd)] * \frac{RRg}{RV}$
OSAVI	$OSAVI = \frac{(1 + 0.16) * (RIV - RV)}{(RIV + RV + 0.16)}$
SPADI	$SPADI = \log\left(\frac{RIV}{RV}\right)$
SPADlr	$SPADlr = \log\left(\frac{RIV}{RRg}\right)$

4.7 | TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS

Como referido, selecionaram-se 156 árvores distribuídas aleatoriamente pelos dois pomares, tendo-se efetuado medições de SPAD, e subsequente estimativa da clorofila, em 15 folhas diferentes de cada árvore. Face ao estado nutricional, cada árvore analisada pode apresentar folhas com diferentes intensidades de clorose que vão desde o amarelo ao verde-escuro. Assim, devido a esta elevada variabilidade, ou heterogeneidade, dos valores medidos por árvore foi necessário efetuar uma análise exploratória dos resultados para averiguar qual o parâmetro que melhor traduz o grau de clorose de cada indivíduo, ou árvore. Assim, esta análise incluiu: a média aritmética, geométrica, harmónica, a mediana, os valores máximos e mínimos e a variância.

Em seguida, elaboraram-se modelos de regressão linear entre os valores do respetivo *pixel* para cada espectro e os valores de clorofila total medidos em campo (Tabela 7).

Tabela 7 | Correlações obtidas entre os espectros e o teor em clorofila calculado por diferentes parâmetros da análise descritiva. (m: declive; R²: coeficiente de determinação; Nível de significância:*** para p < 0.001; ** para p < 0.01 e ns - não significativo).

Análise descritiva	Azul			Verde			Vermelho			<i>Red edge</i>			Infravermelho Próximo		
	m	R ²	p	m	R ²	p	m	R ²	p	m	R ²	p	m	R ²	p
Media Aritmética	-0.987	0.355	***	-1.859	0.486	***	-2.296	0.429	***	-2.013	0.500	***	-0.264	0.004	ns
Média Geométrica	-0.969	0.379	***	-1.812	0.512	***	-2.244	0.454	***	-1.953	0.522	***	-0.278	0.005	ns
Média Harmónica	-0.935	0.395	***	-1.739	0.529	***	-2.154	0.469	***	-1.871	0.538	***	-0.313	0.007	ns
Mediana	-0.873	0.329	***	-1.631	0.445	***	-2.032	0.399	***	-1.763	0.457	***	-0.180	0.002	ns
Valores Máximos	-0.751	0.193	***	-1.547	0.317	***	-1.823	0.254	***	-1.715	0.342	***	-0.344	0.007	ns
Valores Mínimos	-0.982	0.367	***	-1.837	0.496	***	-2.269	0.437	***	-1.993	0.513	***	-0.496	0.016	ns
Variância	0.003	0.070	***	0.005	0.057	**	0.006	0.068	**	0.004	0.048	**	0.001	0.001	ns

Observou-se que, independentemente da análise descritiva existem correlações muito significativas entre os espectros do azul, verde, vermelho e *red edge* e a clorofila (Tabela 7). Apenas para o espectro do infravermelho próximo é que não se verificou qualquer correlação significativa com a clorofila.

Assim sendo, optou-se por utilizar a média aritmética dos 15 valores de clorofila medidos por árvore como sendo representativo do estado clorótico, ou não, das árvores amostradas.

Também se verificou que o espectro com um coeficiente de determinação superior é o *red edge*, o que aponta no sentido de uma boa potencialidade para a sua utilização nas determinações dos diferentes índices de vegetação.

5 | RESULTADOS

5.1 | CLOROFILA TOTAL

O teor médio de clorofila total estimado pela conversão dos valores de SPAD (Figura 8) é inferior nas árvores do Pomar 1 relativamente ao registado no Pomar 2 (Tabela 8).

Tabela 8 | Valor mínimo, máximo, média e desvio padrão do conteúdo em clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) das folhas amostradas para cada pomar.

Clorofila Total ($\mu\text{moles m}^{-2}$)	Pomar 1	Pomar 2
Valor Mínimo	155	378
Valor Máximo	1280	1676
Média	683	1000
Desvio Padrão	255	245

No Pomar 1 a clorofila varia entre 155 e 1285 $\mu\text{moles m}^{-2}$ enquanto no Pomar 2 a variação é 378 e 1676 $\mu\text{moles m}^{-2}$. De facto, salienta-se que nestes pomares existem inúmeras árvores com cloroses apresentando teores de clorofila, inferiores a 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$ (Pestana et al., 2005). As árvores mais cloróticas estão localizadas no Pomar 1 (15 árvores com teores de clorofila inferior a 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$ correspondendo a 20% das arvores analisadas). No Pomar 2 prevalecem as árvores mais verdes (7 das árvores analisadas neste pomar com teor de clorofila superior a 1280 $\mu\text{moles m}^{-2}$, que é o valor máximo estimado no Pomar 1).

5.2 | ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Nesta fase procedeu-se à elaboração de grelhas dos vários índices de vegetação para os dois pomares em estudo, calculados através da imagem de satélite por transformações analíticas de acordo com a exemplificação na Tabela 6. Seguidamente foram gerados modelos de regressão linear, a partir das grelhas onde para cada árvore fez-se corresponder o valor de índice no respetivo *pixel* com o valor de clorofila medida em campo.

5.2.1 | NDVI E NDVI_R

A Figura 10 apresenta a grelha do NDVI para os dois pomares obtido pelo processamento analítico da imagem de satélite utilizando os espectros do vermelho e do infravermelho próximo.

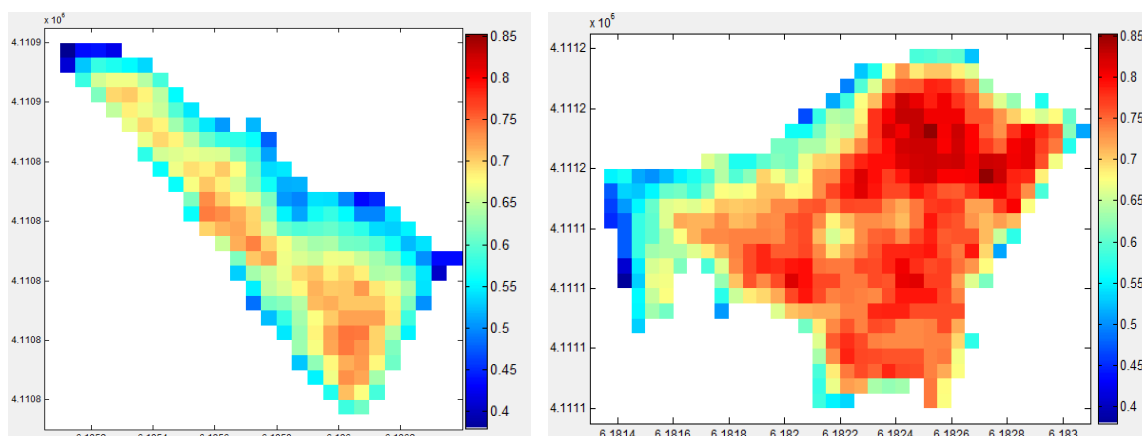


Figura 10 | Grelha do NDVI para os dois pomares em estudo (à esquerda Pomar 1 e à direita Pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

No Pomar 1 verifica-se uma variação dos valores de NDVI entre 0.37 e 0.75 destacando a zona central do pomar com maior valor. No Pomar 2 existe maior variação de valores do índice (0.39 a 0.85) comparativamente ao Pomar 1, tendo o quadrante Nordeste maior NDVI.

Na Figura 11 está apresentada a regressão linear entre o NDVI e a clorofila total e para ambos os pomares.

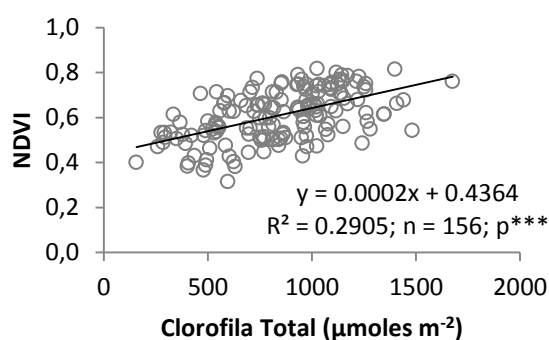


Figura 11 | Regressão linear entre os valores de NDVI e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranjeira da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância ($*** p < 0.001$).

Através da análise da Figura 11 observa-se que embora o coeficiente de determinação não seja muito elevado e o declive em x ser bastante reduzido, o modelo é muito significativo ($p < 0.001$), verificando-se um aumento dos valores de NDVI com o aumento do conteúdo em clorofila total.

A salientar que o limite máximo e mínimo da grelha podem não corresponder ao valor máximo e mínimo do modelo, o que à primeira vista pode fazer parecer os dados usados nos ajustes lineares não são os mesmos daqueles representados nas grelhas. Isto sucede porque, em primeiro lugar, a interpolação dos pontos foi feita antes da clipagem da grelha. Em segundo lugar, ao efetuar a clipagem existem pontos (árvores) que ficaram fora da grelha porque o polígono usado para fazer a clipagem corresponde à delimitação do pomar feito a partir do ortofotomapa e quando a linha do polígono fica abaixo do centro do pixel, esse pixel é retirado no processo da clipagem, podendo levar a que hajam alguns pontos do modelo que sejam inferiores ao limite mínimo da grelha, pois é no limite do pomar que existem as arvores mais cloróticas, correspondendo a valores de índice inferior. Para corrigir esta situação dever-se-ia ter aplicado um buffer ao polígono delimitador do pomar."

Na Figura 12 está apresentada a grelha do NDVI_r para os dois pomares obtida pelo processamento analítico da imagem de satélite. Com indicado na Tabela 6 este índice difere do anterior devido à troca do espectro, em vez de recorrer ao espectro vermelho, normalmente usado para a determinação do índice, optou-se por utilizar o *red edge* de modo a testar a sua potencialidade no cálculo deste índice.

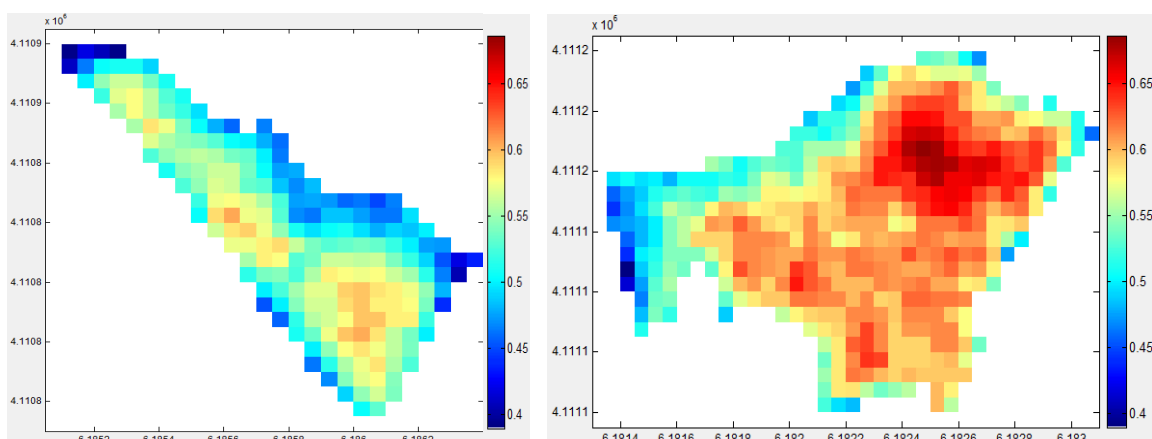


Figura 12 | Grelha do NDVI_r para os dois pomares em estudo (à esquerda Pomar 1 e à direita Pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

Comparativamente ao índice NDVI verifica-se uma menor variação em ambos os pomares. No Pomar 1 a variação está compreendida entre 0.39 e 0.60 enquanto no Pomar 2 entre 0.39 e 0.69.

Para avaliar a potencialidade da utilização do espectro *red edge* na determinação do índice procedeu-se à interpolação dos pontos de ambos os pomares e construiu-se a seguinte função linear (Figura 13).

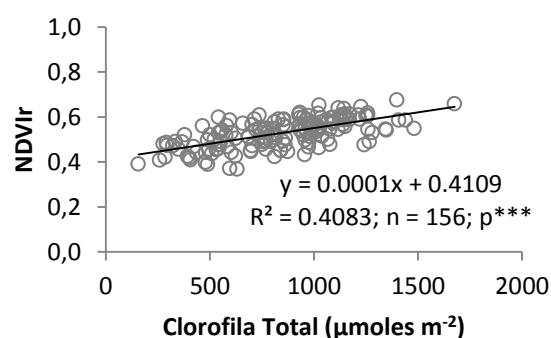


Figura 13 | Regressão linear entre os valores de NDVIr e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranjeira da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância (***) $p < 0.001$.

Analisando a Figura 13 obteve-se um modelo muito significativo e observa-se um aumento dos valores de NDVIr como aumento do conteúdo em clorofila total embora o declive em x tenha-se reduzido para metade comparativamente ao índice NDVI. Quanto à substituição do espectro para o cálculo do índice confirmar-se favorável pelo aumento do coeficiente de determinação obtida entre os valores de clorofila e de NDVIr.

5.2.2 | MCARI

A Figura 14 apresenta a grelha do MCARI para ambos os pomares, calculado como indicado na Tabela 6.

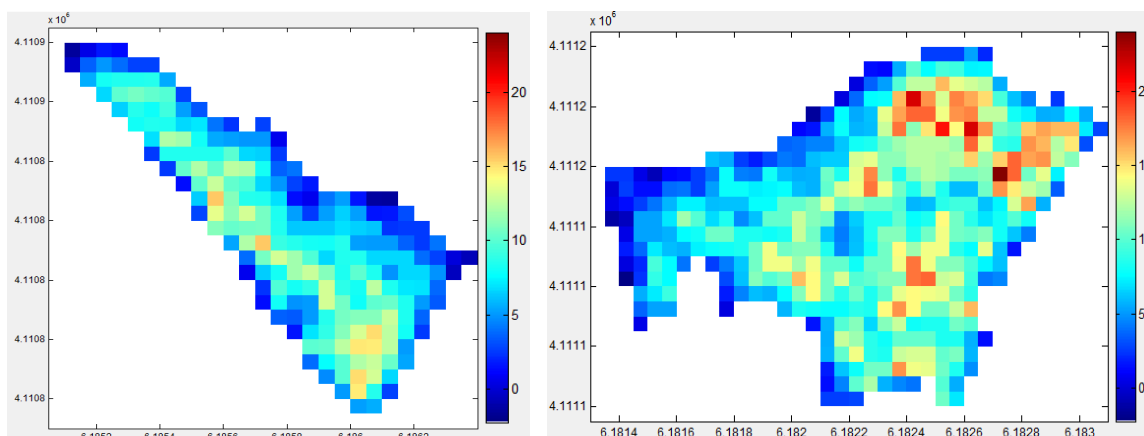


Figura 14 | Grelha do MCARI para os dois pomares em estudo (à esquerda pomar 1 e à direita pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

Relativamente à Figura 14 verifica-se uma maior variação de valores MCARI no Pomar 2 comparativamente ao Pomar 1, apresentando variações entre -2.2 e 24.0 e entre -1.5 e 15.6 respetivamente. Com base neste índice procedeu-se ao ajusto dos pontos de ambos os pomares e construiu-se a seguinte função linear (Figura 15).

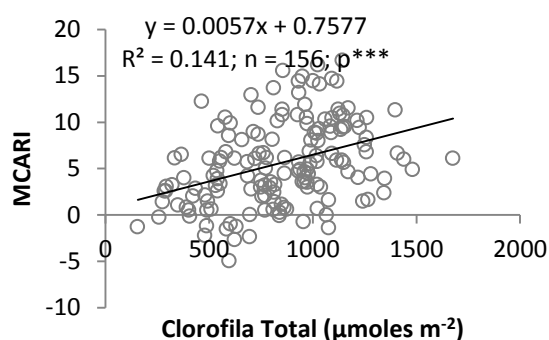


Figura 15 | Regressão linear entre os valores de MCARI e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranjeira da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância (***) ($p < 0.001$).

Quanto à relação do MCARI e o teor em clorofila total verificou-se que o modelo é muito significativo e que houve um grande aumento do declive em x comparativamente às regressões obtidas anteriormente a partir dos diferentes índices, apesar do decréscimo do coeficiente de determinação.

5.2.3 | TCARI

A Figura 16 apresenta a grelha do TCARI para ambos os pomares, calculado como indicado na Tabela 6.

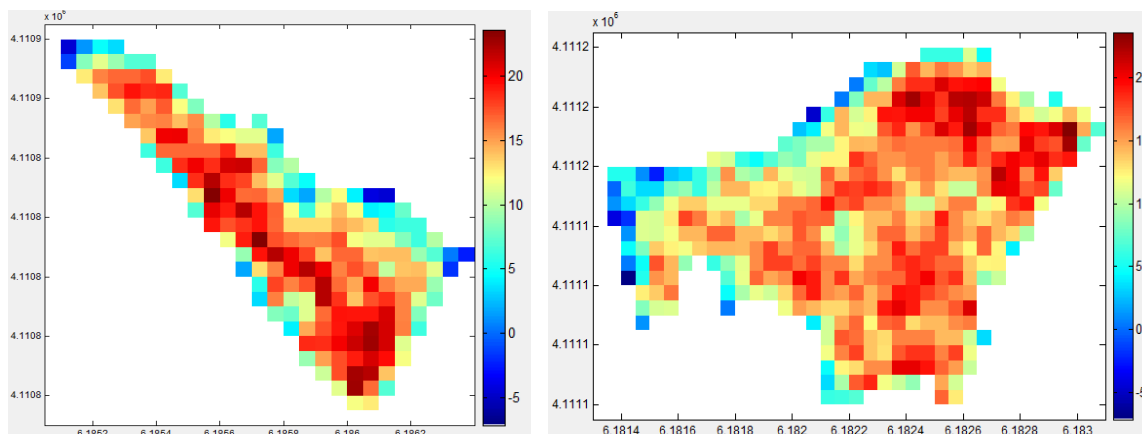


Figura 16 | Grelha do TCARI para os dois pomares em estudo (à esquerda Pomar 1 e à direita Pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

Existe uma grande variabilidade de valores de TCARI em ambos os pomares comparativamente aos índices anteriores. O Pomar 1 apresenta uma variação de -4.7 a 23.7 e o Pomar 2, uma variação entre -7.1 a 23.6.

No que diz respeito à relação do TCARI e o teor em clorofila total verificou-se que o modelo é muito significativo, o coeficiente de determinação relativamente baixo, no entanto de todos os índices anteriores este é o que apresenta maior declive em x (Figura 17).

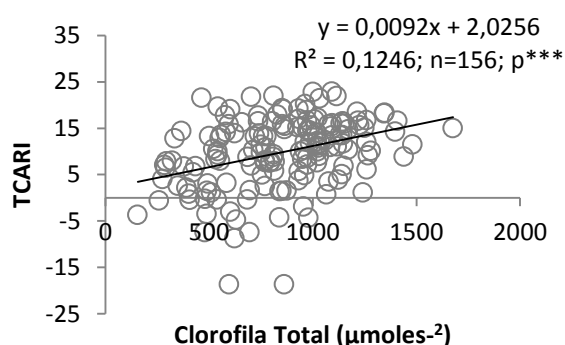


Figura 17 | Regressão linear entre os valores de TCARI e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranja da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância (***) $p < 0.001$.

5.2.4 | OSAVI

Pela observação da Figura 18 verificou-se uma maior variação dos valores do OSAVI (calculado como indicado na Tabela 6) no Pomar 2 (0.44 a 0.99) relativamente ao Pomar 1 (0.43 a 0.87).

A Figura 18 apresenta a grelha do OSAVI para ambos os pomares.

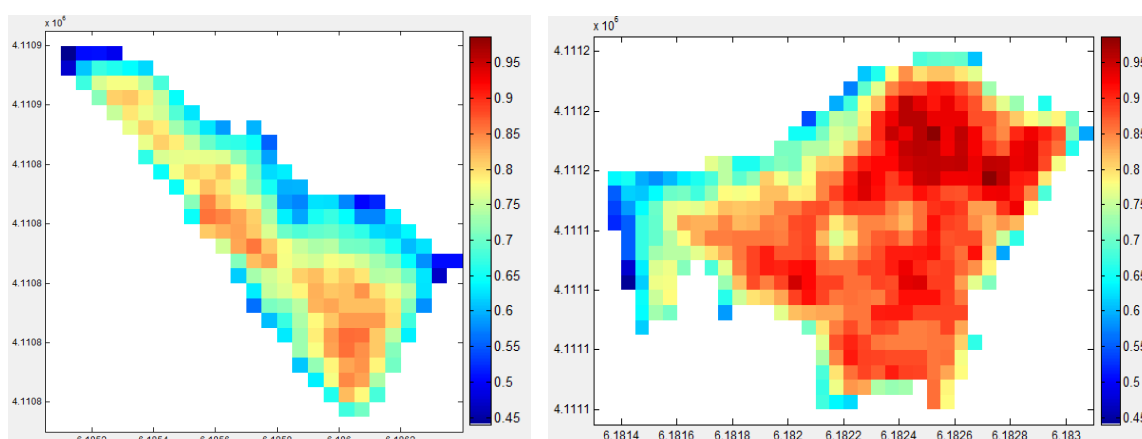


Figura 18 | Grelha do OSAVI para os dois pomares em estudo (à esquerda pomar 1 e à direita pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

A utilização do OSAVI como indicador do teor em clorofila foi avaliada através do modelo apresentado na Figura 19, tendo-se observado que apesar de muito significativo, apresentou um baixo declive em x.

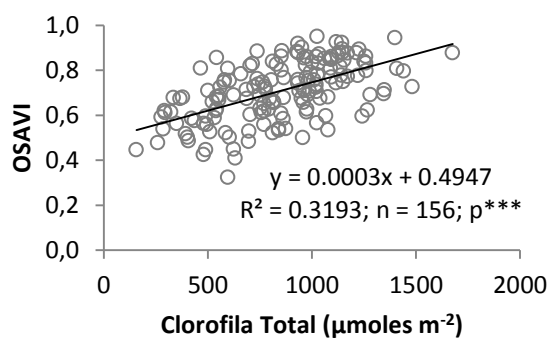


Figura 19 | Regressão linear entre os valores de OSAVI e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranjeira da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância (***) $p < 0.001$.

5.2.2 | SPADI E SPADIR

Criou-se outro método de avaliação da variação da clorofila por ser diretamente comparável às medições com o aparelho SPAD. Baseia-se no mesmo princípio de

funcionamento pois estabelece a razão logarítmica entre o espectro Infravermelho e o Vermelho. A Figura 20 apresenta a grelha de SPADI para os dois pomares obtido pelo processamento analítico da imagem de satélite como indicado na Tabela 6.

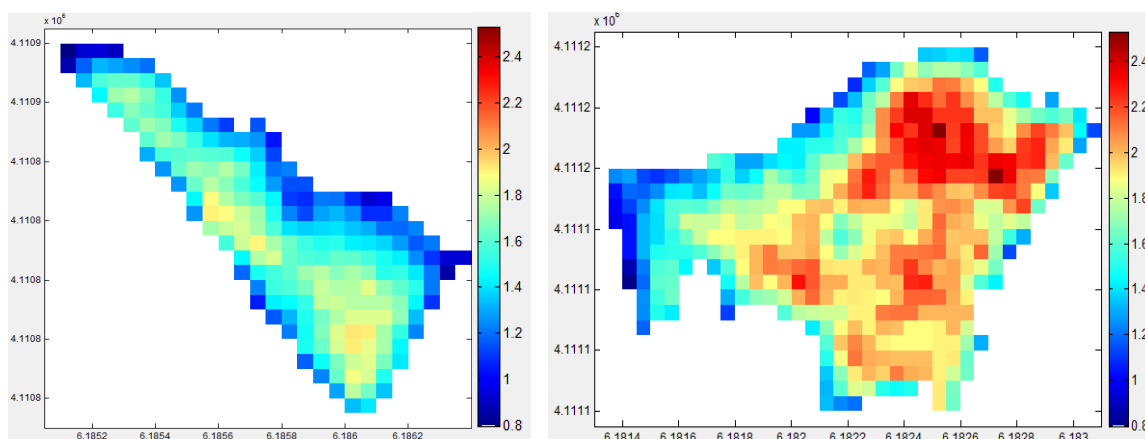


Figura 20 | Grelha do SPADI para os dois pomares em estudo (à esquerda Pomar 1 e à direita Pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

Examinando a Figura 20 verifica-se no Pomar 1 menores valores de índice e uma menor variação dos valores de SPADI (0.79 a 1.93) do que em relação ao Pomar 2 (0.80 a 2.53). Verifica-se também maior índice de SPADI no quadrante nordeste do Pomar 2.

Com base neste índice procedeu-se à interpolação dos pontos de ambos os pomares e construiu-se a função linear representada na Figura 21. Este modelo é muito significativo, verificando-se o aumento dos valores do SPADI com o aumento da clorofila total, variação representada pelo aumento significativo do declive em x .

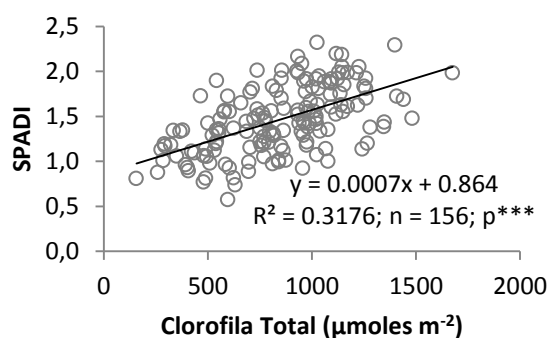


Figura 21 | Regressão linear entre os valores de SPADI e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranja da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância (***) $p < 0.001$.

A Figura 22 apresenta a grelha do SPAD_{lr} para os dois pomares obtido pelo processamento analítico da imagem de satélite, tal como indicado na Tabela 6. No caso da determinação deste índice procedeu-se à troca do espectro do vermelho pelo *red edge*, de modo a testar a potencialidade na sua utilização.

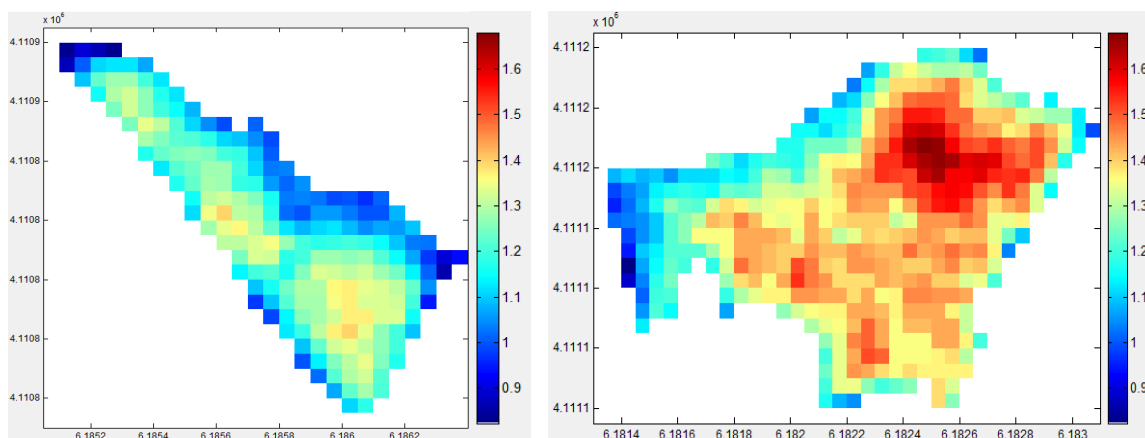


Figura 22 | Grelha do SPAD_{lr} para os dois pomares em estudo (à esquerda pomar 1 e à direita pomar 2). A paleta é a mesma para os dois pomares.

Comparativamente ao índice SPADI verifica-se uma menor variação em ambos os pomares, tal como anteriormente verificado nos índices NDVI e NDVI_{lr}. No Pomar 1 a variação está compreendida entre 0.83 e 1.40 enquanto no Pomar 2 entre 0.83 e 1.68.

Para avaliar a potencialidade do *red edge* na determinação do SPAD_{lr} procedeu-se à interpolação dos pontos de ambos os pomares e construiu-se a seguinte função linear (Figura 23).

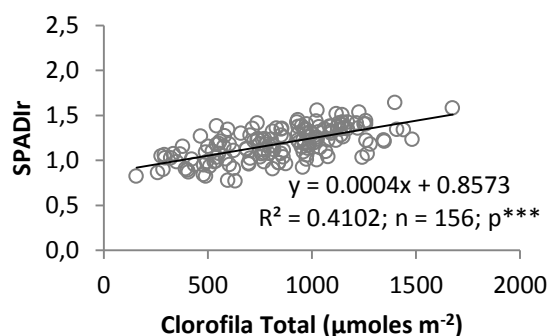


Figura 23 | Regressão linear entre os valores de SPAD_{lr} e a clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) nas folhas de laranja da cultivar *Newhall* amostradas nos dois pomares. Está indicado o coeficiente de determinação (R^2), o número de amostras (n) e o nível de significância (***) $p < 0.001$.

Analisando a Figura 23 adquiriu-se um modelo muito significativo com um aumento do coeficiente de determinação, embora o declive em x tenha diminuído, comparativamente ao modelo do índice SPADI.

Na Tabela 9 apresenta-se de forma resumida, os parâmetros dos modelos estabelecidos entre os índices de vegetação anteriormente analisados e o conteúdo em clorofila total.

Tabela 9 | Coeficientes de determinação e nível de significância entre os índices de vegetação e o conteúdo em clorofila total.

Índice de Vegetação	Declive	Coefficiente de determinação (R^2)	Significância (p)
NDVI	0.0002	0.291	3.9E-13
NDVlr	0.0001	0.408	2.8E-19
MCARI	0.0057	0.141	1.4E-06
TCARI	0.0092	0.125	6.7E-06
OSAVI	0.0003	0.319	1.5E-14
SPADI	0.0007	0.318	1.7E-14
SPADlr	0.0004	0.410	2.2E-19

Verifica-se que todos os modelos são muito significativos e os coeficientes de determinação variam entre 0.125 para o índice TCARI e 0.410 para o SPADlr. Quanto aos valores do declive em x , são muito baixos à exceção do índice TCARI e MCARI.

Com base nestes coeficientes e no nível de significância ainda é difícil chegar a uma conclusão sobre qual, ou quais, o modelo mais apropriado na estimação dos conteúdos em clorofila total nas folhas para a laranjeiras desta cultivar, tendo-se procedido à validação de cada modelo.

5.3 | VALIDAÇÃO DOS MODELOS

De modo a avaliar a capacidade de previsão dos modelos anteriormente obtidos, foi efetuada uma validação para um novo conjunto de dados, baseada na comparação entre os valores observados e os estimados pelas regressões lineares dos diferentes índices. Esta validação foi efetuada com base em dados externos ao modelo, isto é, não utilizados na sua construção, uma vez que a avaliação interna da capacidade preditiva tende a produzir sub e sobre estimativas. Para tal, utilizaram-se 23 árvores de laranjeira, de uma cultivar diferente (*Valencia late*), instaladas num pomar de área 5200 m² com compasso de plantação de 4 m x 5 m, correspondendo a aproximadamente 280 árvores com orientação Nordeste-Sudoeste (Figura 24).



Figura 24 | Delimitação do pomar de validação e identificação das árvores utilizadas para a recolha das folhas.

Colheram-se entre 20 a 30 folhas sãs e recentemente expandidas (2^a e 3^a folha) por árvore que abrangeram os quatro quadrantes da copa, conforme anteriormente descrito. As leituras de SPAD foram realizadas numa amostragem de 15 folhas por árvore e os valores convertidos em clorofila total.

Na Tabela 10 estão apresentados os valores médios de clorofila medida por árvore e os valores estimados por cada modelo. Para cada modelo está ainda apresentada a percentagem de erro da estimativa.

Verifica-se que os índices NDVI, NDVIr e OSAVI produziram maior percentagem de erro associada à estimativa especialmente para valores de clorofila inferiores a 600 μ moles

m^{-2} , comparativamente a teores superiores de clorofila. O que significa que para baixos conteúdos em clorofila, estes modelos não poderão ser usados para diagnóstico de clorose férrica.

No que diz respeito ao índice MCARI e TCARI existe elevada percentagens de erro associado à estimativa tanto para baixos teores como para elevados teores de clorofila.

Relativamente aos índices SPADI e SPADIr verifica-se que são estes que apresentam menores percentagens de erro associado à estimativa.

Tabela 10 | Valores de clorofila medidos no pomar de validação para as 23 árvores amostradas, valores estimados pelas regressões lineares dos diferentes índices de vegetação estudados e o respetivo erro de estimação (%) calculada pela razão entre os valores estimados e a diferença entre os valores estimados e medidos.

Nº Árvore	Clorofila medida ($\mu\text{moles m}^{-2}$)	Clorofila estimada							% de Erro da estimativa						
		NDVI	NDVlr	SPADI	SPADlr	MCARI	TCARI	OSAVI	NDVI	NDVlr	SPADI	SPADlr	MCARI	TCARI	OSAVI
1	290	769	1147	740	780	558	844	992	62	75	61	63	48	51	71
2	386	666	881	626	592	616	554	862	42	56	38	35	37	11	55
3	394	534	875	442	590	32	1025	602	26	55	11	33	-1147	47	35
4	413	684	583	442	394	389	1019	600	40	29	7	-5	-6	46	31
5	417	829	845	654	569	710	476	888	50	51	36	27	41	-16	53
6	448	862	1150	776	781	712	1037	1036	48	61	42	43	37	47	57
7	469	389	644	440	435	304	687	594	-20	27	-7	-8	-54	19	21
8	475	586	895	519	603	226	1622	708	19	47	9	21	-110	65	33
9	481	1127	1420	1074	978	1276	1470	1372	57	66	55	51	62	61	65
10	486	855	1119	779	759	719	213	1038	43	57	38	36	32	-182	53
11	533	1165	1264	1011	863	1389	1016	1305	54	58	47	38	62	33	59
12	616	1079	1273	979	870	1193	695	1269	43	52	37	29	48	-1	51
13	623	657	808	540	544	410	1499	735	5	23	-15	-14	-52	52	15
14	720	540	894	493	602	181	429	673	-33	19	-46	-20	-298	-78	-7
15	734	744	968	623	653	497	1234	844	1	24	-18	-12	-48	35	13
16	774	895	1184	901	806	1001	820	1182	14	35	14	4	23	-3	34
17	821	707	767	319	519	-148	979	422	-16	-7	-157	-58	653	13	-95
18	828	820	944	701	637	698	1549	943	-1	12	-18	-30	19	44	12
19	829	1151	1254	1049	856	1421	-41	1347	28	34	21	3	42	2328	38
20	874	165	918	543	622	306	1493	728	-430	5	-61	-40	-186	38	-20
21	910	943	924	843	623	1190	558	1124	3	1	-8	-46	23	-68	19
22	929	909	1431	814	986	425	1294	1081	-2	35	-14	6	-119	27	14
23	939	1005	1374	975	944	1003	722	1266	7	32	4	0	6	-33	26

O critério de seleção dos pontos para a validação foi baseada naqueles que apresentam uma percentagem de erro menor que 40% (Tabela 11).

Tabela 11 | Coeficientes de determinação (R^2), número de pontos (n) selecionados e nível de significância (p) para a clorofila estimada a partir dos diferentes índices de vegetação.

Índice	R^2	n	p
NDVI	0.596	14	0.001
NDVlr	0.572	13	0.003
MCARI	0.655	8	0.015
TCARI	0.467	13	0.020
OSAVI	0.600	14	0.001
SPADI	0.494	16	0.002
SPADlr	0.296	18	0.020

Através da análise dos resultados apresentados nas Tabelas 10 e 11 verifica-se que para este estudo os índices que melhor estimam os teores de clorofila são o SPADI e SPADlr, pois embora apresentem coeficientes de determinação inferiores aos restantes índices, têm uma retenção de maior número de pontos com percentagem de erro inferior a 40%. Adicionalmente os espectros selecionados para o cálculo destes índices são mais próximos dos usados pelo aparelho SPAD-502.

Dos modelos anteriormente estudados, selecionaram-se os índices SPADI e SPADlr para a validação do método da capacidade de previsão dos conteúdos em clorofila total para os citrinos (Figura 25).

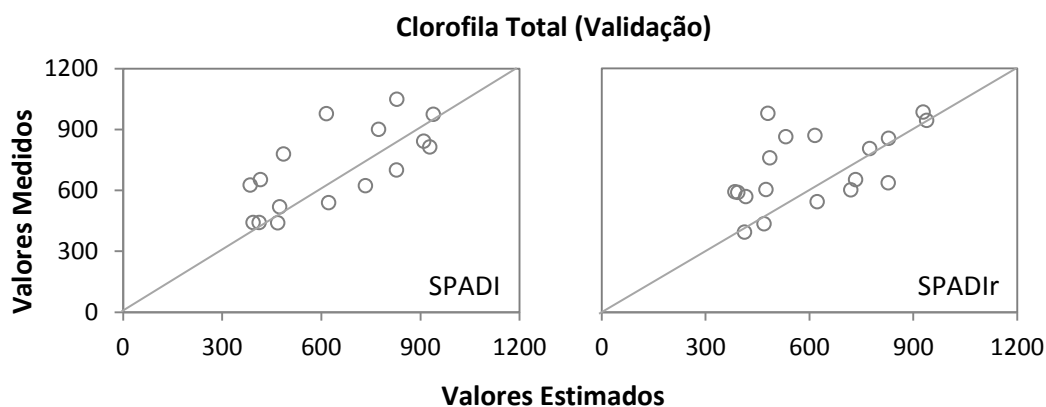


Figura 25 | Validação do modelo selecionado para o conteúdo em clorofila total. Cada ponto representa o valor médio estimado por árvore.

No caso da validação pelo índice SPADI observa-se, para o mesmo conjunto de árvores, a clorofila medida tem uma média de $639 \pm 209 \mu\text{moles m}^{-2}$ e os valores de clorofila estimados pelo modelo apresentaram valores médios de $708 \pm 204 \mu\text{moles m}^{-2}$. O coeficiente de determinação aumentou para 0.494 comparativamente ao do outro modelo (0.318), o que significa que quando se utiliza a equação para estimar valores externos ao modelo existe uma perda do poder preditivo na ordem dos 18 %.

No que diz respeito à validação pelo índice SPADlr verifica-se que para o mesmo conjunto de árvores, a clorofila medida apresenta uma média de $614 \pm 189 \mu\text{moles m}^{-2}$ e os valores de clorofila estimados pelo modelo tem valores médios de $705 \pm 183 \mu\text{moles m}^{-2}$. Neste caso o coeficiente de determinação diminuiu para 0.296 comparativamente aos 0.410 do modelo, significando que existe uma perda do poder preditivo de 11 %.

Através desta análise verifica-se que o modelo SPADlr tem menor perda de poder preditivo, sendo a diferença de 7 %. Assim, pondera-se considerar que o modelo que melhor se ajusta à estimativa de teores em clorofila seja o SPADlr, pelo facto de os espectros utilizados no cálculo do índice serem os mais aproximados aos espectros que o próprio aparelho de medição utiliza.

5.3.1 | APLICAÇÃO DOS MODELOS

Em seguida procedeu-se à aplicação do modelo NDVI e NDVlr validados anteriormente, para tal, seleccionou-se outro pomar a partir da imagem de satélite e elaboraram-se as grelhas dos índices NDVI e NDVlr (Figura 26). O pomar tem uma área de 3660 m^2 e está inserido no município de Tavira.

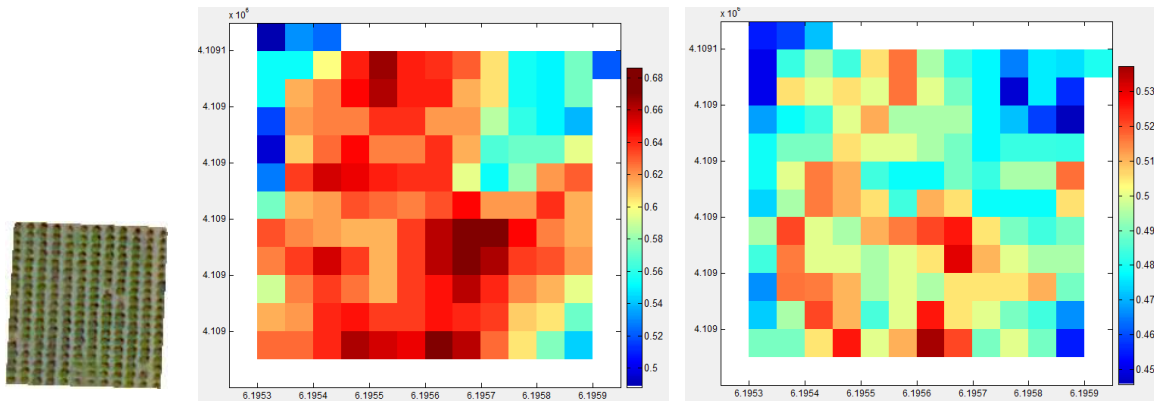


Figura 26 | Imagem representativa do pomar selecionado e a respetivas grelhas de NDVI (à esquerda) e NDVlr (à direita).

Para cada pixel foi estimado o teor em clorofila a partir do valor do índice utilizando os modelos NDVI e NDVlr (Figura 27).

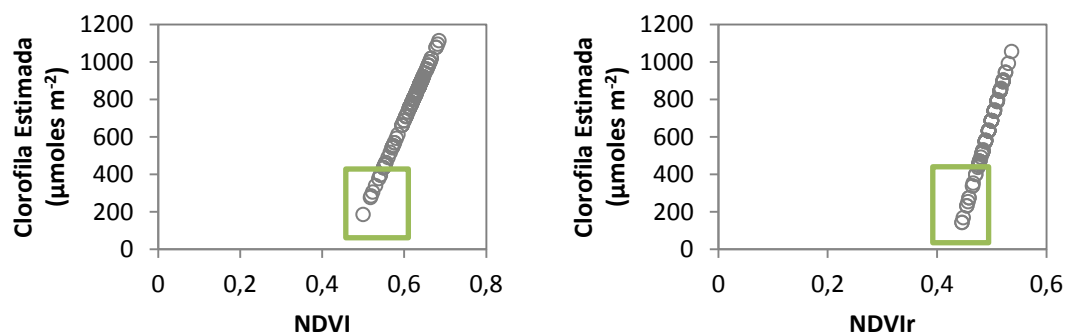


Figura 27 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelos modelos NDVI e NDVlr em função dos valores de cada pixel dos mesmos índices. A caixa de texto de cor verde indica os pixéis onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Pela análise dos valores estimados pelo modelo NDVI (Figura 27) verifica-se que estamos perante um pomar que tem uma variação de teores de clorofila entre 185 e 1100 $\mu\text{moles m}^{-2}$. Verifica-se que este modelo apenas se consegue identificar 13 pixéis dos 136 pixéis que compõem a grelha, onde os valores de clorofila estimada são inferiores ao limite 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$ que indica que as árvores estão cloróticas.

A clorofila estimada pelo modelo do NDVlr (Figura 27) apresenta variações entre 140 e 1050 $\mu\text{moles m}^{-2}$ e são identificados 15 pixéis, dos 136 que compõem a grelha, onde a clorofila estimada é inferior a 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$. Em seguida procedeu-se à aplicação do modelo MCARI validado anteriormente (Figura 28).

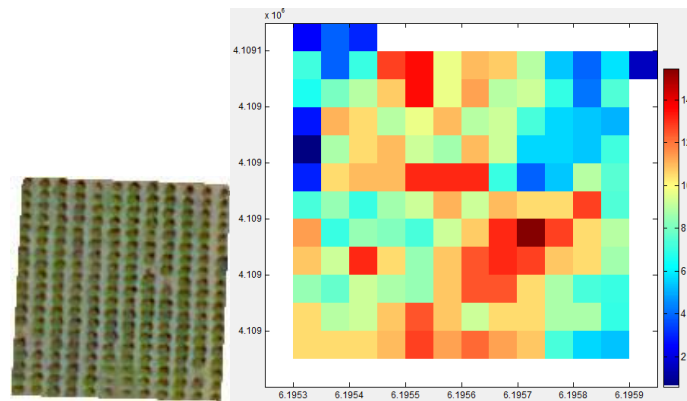


Figura 28 | Imagem representativa do pomar e a respetiva grelha do índice MCARI.

Estimou-se o teor em clorofila a partir deste modelo para cada pixel da região de estudo (Figura 29).

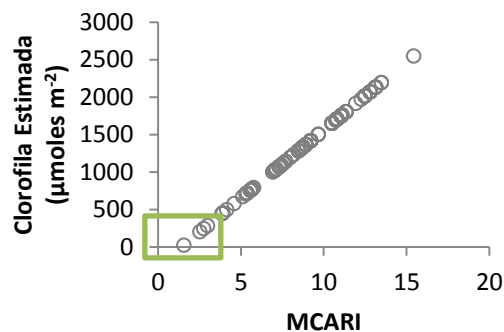


Figura 29 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelo modelo MCARI em função dos valores dos pixels do índice MCARI. A caixa de texto de cor verde indica os pixels onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Pela análise dos valores estimados por este modelo (Figura 29) verifica-se que estamos perante um pomar que tem uma variação de teores de clorofila entre 26 e 2550 $\mu\text{moles m}^{-2}$. Este modelo apenas se consegue identificar 7 pixels correspondentes à clorose dos 136 pixels que compõem a grelha.

Os valores estimados pelo modelo MCARI diferem bastante dos modelos anteriores especialmente pela sobre estimativa dos valores de clorofila.

A Figura 30 demonstra a grelha do índice TCARI.

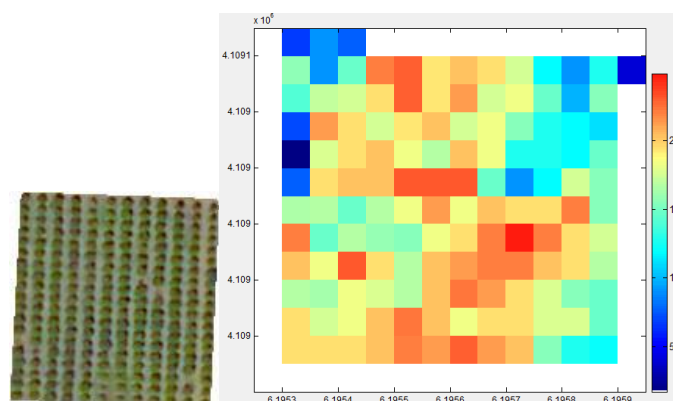


Figura 30 | Imagem representativa do pomar e a respetiva grelha do índice TCARI.

Foi estimado o teor em clorofila a partir do modelo TCARI para cada pixel (Figura 31).

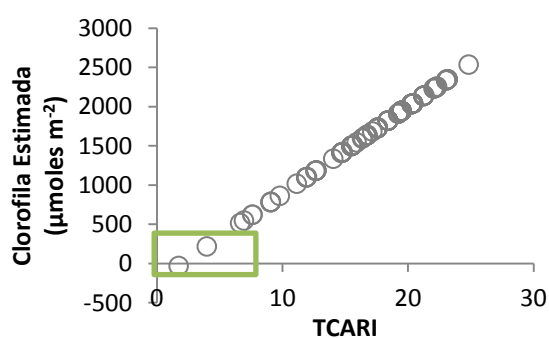


Figura 31 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelo modelo TCARI em função dos valores dos pixels do índice TCARI. A caixa de texto de cor verde indica os pixels onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Analisando as estimativas pelo modelo TCARI (Figura 31) observa-se um pomar com uma variação de teores de clorofila entre -30 e $2530 \mu\text{moles m}^{-2}$. Este modelo identifica 2 pixels dos 136 pixels que compõem a grelha, com valores de clorofila estimada inferiores ao limite $450 \mu\text{moles m}^{-2}$ para árvores cloróticas. Os valores clorofila estimados por este modelo também ficam sobre estimados.

A Figura 32 apresenta a grelha do índice OSAVI.

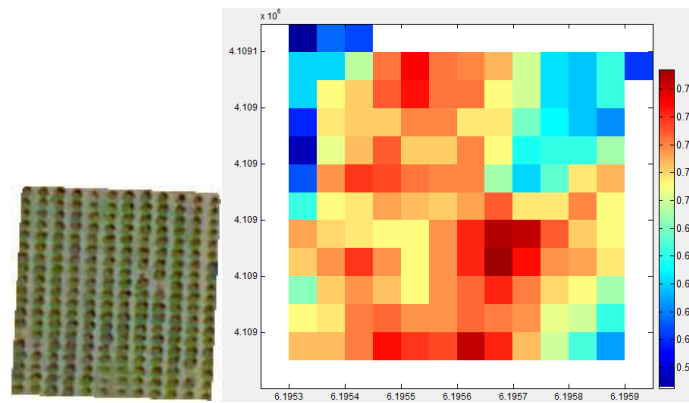


Figura 32 | Imagem representativa do pomar e a respetiva grelha do índice OSAVI.

Novamente para cada pixel foi estimado o teor em clorofila a partir do modelo OSAVI (Figura 33).

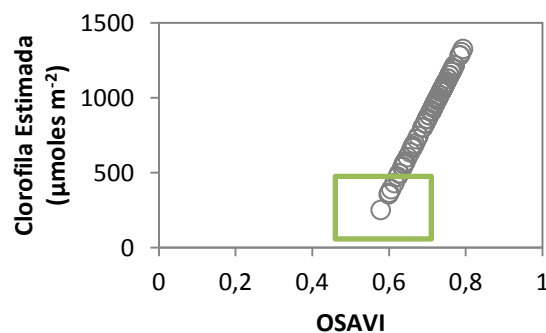


Figura 33 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelo modelo OSAVI em função dos valores dos pixels do índice OSAVI. A caixa de texto de cor verde indica os pixels onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Observando as estimativas pelo modelo OSAVI (Figura 33) verifica-se uma variação de teores de clorofila entre 250 e 1300 $\mu\text{moles m}^{-2}$. Identifica somente 5 pixels dos 136 pixels que compõem a grelha, com valores de clorofila estimada inferiores ao limite 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$.

Por fim procedeu-se à elaboração das gelhas dos índices SPADI e SPADIr (Figura 34).

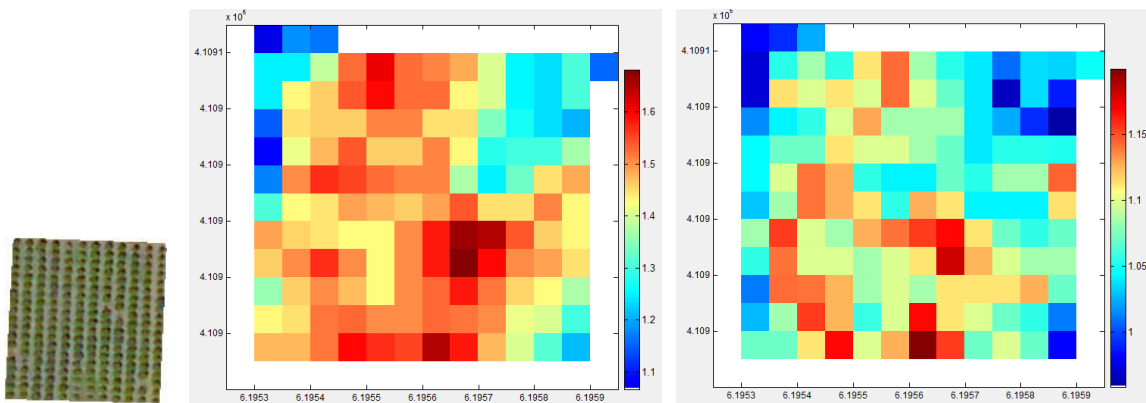


Figura 34 | Imagem representativa do pomar e as respetivas grelhas de SPADI (à esquerda) e SPADIr (à direita).

Em seguida para cada pixel foi estimado o teor em clorofila utilizando os modelos SPADI e SPADIr (Figura 35).

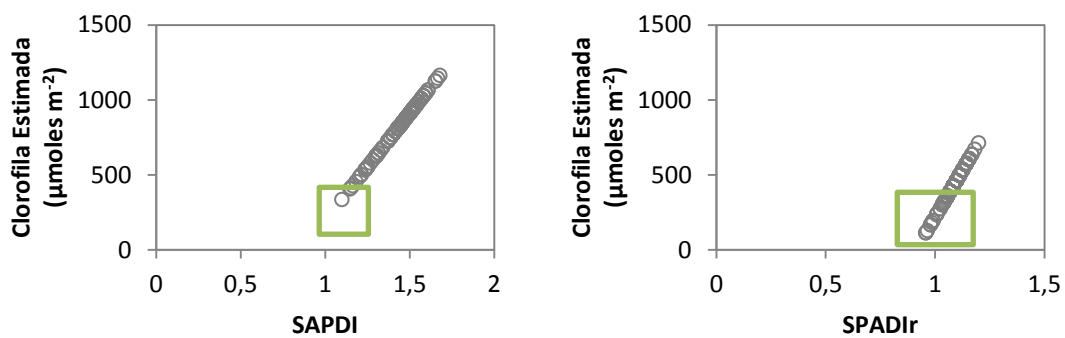


Figura 35 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelos modelos SPADI e SPADIr em função dos valores dos mesmos índices que cada pixel representa. A caixa de texto de cor verde indica os pixéis onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Pela análise dos valores estimados pelo modelo SPADI (Figura 35) verifica-se que estamos perante um pomar que tem uma variação de teores de clorofila entre 330 e 1160 $\mu\text{moles m}^{-2}$. Por este modelo apenas se consegue identificar 5 pixéis dos 136 pixéis que compõem a grelha, com valores de clorofila estimada inferiores ao limite 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$ para árvores cloróticas.

A clorofila estimada pelo modelo SPADIr difere bastante do modelo anterior, onde se observou que os valores decrescem para o mesmo pomar e apresentam uma variação 110 e 700 $\mu\text{moles m}^{-2}$. Obtém-se por este modelo 72 pixéis, dos 136 pixéis que

compõem a grelha, ou seja praticamente metade do pomar com valores de clorofila estimada inferior a $450 \mu\text{moles m}^{-2}$.

De forma a poder comprovar se estávamos realmente perante um pomar clorótico desloquei-me ao pomar para verificar visualmente o estado clorótico ou não desse pomar (Figura 36).



Figura 36 | Imagem representativa do pomar selecionado para a aplicação dos vários modelos.

Pela observação visual verificou-se que o pomar apresenta cloroses evidentes, generalizadas por todo o pomar.

Tendo em consideração os modelos aplicados anteriormente, verifica-se que aquele que melhor traduz o observado *in situ* é o modelo SPADlr, pois consegue identificar maior número de píxeis de clorofila estimada com teores inferiores ao limite $450 \mu\text{moles m}^{-2}$ usado para identificar árvores com sintomas de clorose.

5.3.2 | POTENCIALIDADE DO SPADlr

Para averiguar a capacidade do índice SPADlr em diagnosticar estados cloróticos em pomares de laranjeiras fizeram-se algumas simulações seleccionando pomares aleatoriamente.

O primeiro pomar delimitado para esta experiência tem uma área de 12700 m^2 com um compasso de plantação $3 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ totalizando aproximadamente, 850 árvores (Figura 37).

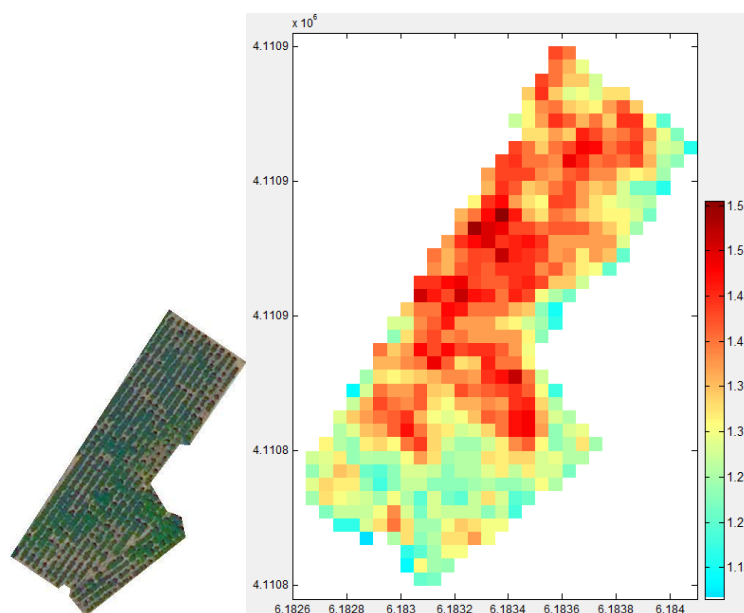


Figura 37 | Imagem representativa do pomar e a respetiva grelha do índice SPADir.

Estimou-se o teor em clorofila a partir do modelo SPADir para cada pixel (Figura 38).

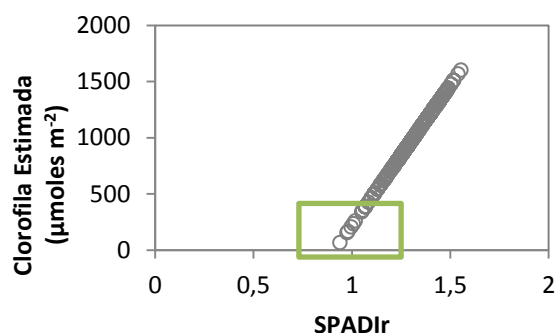


Figura 38 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelo modelo SAPDir em função dos valores dos pixels do índice SPADir. A caixa de texto de cor verde indica os pixels onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Pela análise da Figura 38, verifica-se que o modelo estimou valores de clorofila compreendidos entre 65 e 1600 $\mu\text{moles m}^{-2}$ e identificou 15 pixels correspondendo a uma área de 375 m^2 de teores inferiores a 450 $\mu\text{moles m}^{-2}$ logo, representativos de cloroses. Esta área identificada como clorótica corresponde a aproximadamente 25 árvores identificadas em campo.

O segundo pomar tem uma área de 33000 m^2 com um compasso de plantação de 4 m x 5m totalizando aproximadamente 1600 árvores (Figura 39).

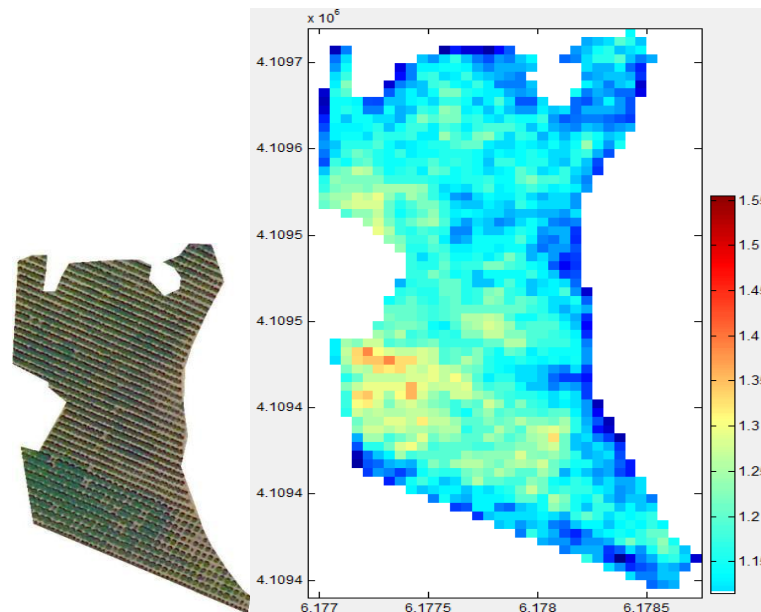


Figura 39 | Imagem representativa do pomar e a respetiva grelha do índice SPADr.

Estimou-se o teor em clorofila a partir do modelo SPADr para cada pixel (Figura 40).

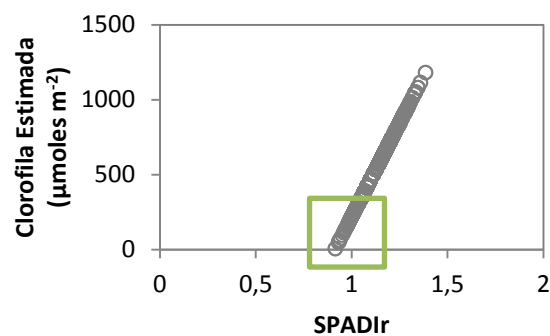


Figura 40 | Valores estimados de clorofila total ($\mu\text{moles m}^{-2}$) pelo modelo SPADr em função dos valores dos pixels do índice SPADr. A caixa de texto de cor verde indica os pixels onde os valores de clorofila correspondem a cloroses.

Para este pomar verifica-se que o modelo estimou valores de clorofila compreendidos entre -60 e $1200 \mu\text{moles m}^{-2}$ identificando 270 pixels representativos de cloroses com uma área de 5000 m^2 de teores inferiores a $450 \mu\text{moles m}^{-2}$. Esta área identificada com clorótica corresponde a aproximadamente 250 árvores.

6 | DISCUSSÃO

6.1 | CLOROFILA TOTAL

O teor em clorofila total, estimado através do aparelho de SPAD, tem sido usado por diversos autores (Abadía et al., 2004; Pestana et al., 2003; Shapiro, 1999; Wu, et al., 2007) como modo de identificar os níveis de clorose de plantas sujeitas à deficiência de Fe. Quando desenvolvidos em solos calcários, os citrinos são suscetíveis à clorose férrica. Neste trabalho a avaliação da clorose foi estabelecida para árvores que apresentassem valores inferiores a $450 \mu\text{moles m}^{-2}$ para a variedade *Newhall* (Pestana et al., 2005). Os valores de clorofila obtidos no Pomar 1 são inferiores (variação entre 135 e $1265 \mu\text{moles m}^{-2}$) comparativamente aos do Pomar 2 (variação entre 349 e $1670 \mu\text{moles m}^{-2}$). Estando ambos os pomares situados em solos com elevado teor de calcário ativo, as diferenças devem-se ao fato do proprietário ter realizado aplicações de quelatos de ferro no Pomar 2 enquanto no Pomar 1 não ter feito esse investimento, acentuando-se os sintomas de clorose.

6.2 | ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Para avaliar a potencialidade do sensor RapidEye em estimar o conteúdo em clorofila total em citrinos, criaram-se vários modelos de regressão linear a partir de diferentes índices de vegetação. O interesse nestes índices foi motivado pela potencial uso em operações de detecção remota no contexto da agricultura de precisão e especificamente no diagnóstico da deficiência de ferro em pomares de citrinos.

6.2.1 | NDVI E NDVIR

O índice NDVI é amplamente utilizado em estudos de cobertura e vigor vegetativo bem como na aquisição de conteúdos de clorofila (Hively et al., 2009; Martín et al., 2007; Meggio et al., 2010). Os valores dos índices NDVI e NDVIR indicam uma ligeira diferença de clorofila entre os dois pomares, pois os valores no pomar 2 (0.44 a 0.69) são relativamente superiores ao pomar 1 (0.39 a 0.60) logo é no pomar 2 que existe maior vegetação verde pois a reflexão na gama do infravermelho próximo é superior à gama

do visível (Rosendo e Rosa, 2008; Rouse et al., 1974; Wu et al., 2008) e que se verificou nos teores de clorofila das folhas medidas. A troca da gama do visível normalmente usado na determinação deste índice, o vermelho, pela utilização do *red edge* demonstrou melhorar o coeficiente de determinação do modelo ($R^2 = 0.29$ para 0.41). Estudos realizados por Zarco-Tejada et al. (2004) apontam a diferença na reflectância entre vegetação em estado verde e com cloroses devido a modificações dos conteúdos em pigmentos fotossintéticos e que são detetáveis nos espectros do verde e do *red edge*. Gitelson et al. (2005) corroboram que as reflectâncias no verde e no *red edge* são sensíveis a uma vasta gama de clorofila enquanto para elevados teores de clorofila ocorre saturação na gama do vermelho. Assim torna-se possível afinar stresses vegetativos associados à variação do conteúdo clorofilino recorrendo ao uso da banda *red edge* neste método de deteção. Embora a utilização destes índices tenha gerado um modelo muito significativo e um coeficiente de determinação relativamente elevado, verificou-se pela validação não ser um índice adequado para estimar clorose férrica em laranjeiras pois apresenta elevada percentagem de erro associada à estimativa, na ordem dos 40%, especialmente para baixos teores de clorofila. Estes resultados corroboram vários estudos que indicam o facto de este índice ser limitativo e fica saturado a baixos valores de clorofila e para áreas de baixo índice de área foliar (Huete et al., 1997; Meggio et al., 2010; Wu et al., 2008).

6.2.2 | MCARI

As simulações conduzidas com o índice MCARI geraram um modelo significativo com baixo coeficiente de determinação ($R^2 = 0.141$) o que tem sido observado em vários estudos. Wu et al. (2008) seleccionaram plantas de trigo e avaliaram o teor em clorofila através de um modelo MCARI após processamento de uma imagem obtidas de um hiper-espectro sensor e obtiveram na mesma um baixo coeficiente de determinação de 0.47 . Quanto à validação este foi o modelo produziu elevada percentagem de erro associados à estimativa de clorofila tanto para baixos teores como para elevados teores e outro fator que inviabiliza a utilização deste modelo é o facto de sobrestimar os valores de clorofila.

6.2.3 | TCARI

O índice TCARI também apresentou pouca capacidade em avaliar os teores de clorofila, evidenciado na grelha onde os dois pomares estão muito semelhantes em termos de valores do índice, não sendo capaz de traduzir as leituras de clorofila obtidas em campo, que mostraram existir diferenças entre os dois pomares. O modelo obteve o coeficiente de determinação mais baixo (0.121) comparativamente aos outros modelos analisados. Os valores clorofila, estimados por este modelo, tendem a ficar sobrestimados e ficou comprovando ser insuficiente para estimar baixos teores de clorofila (Haboudane *et al.*, 2002; Wu *et al.*, 2008), provavelmente devido à interação da reflectância do solo pois o pomar em que foi testado apresenta espaçamento entre as copas das árvores nas entre linhas de 2.5 m correspondendo a metade do tamanho do pixel da imagem de satélite.

6.2.4 | OSAVI

O índice OSAVI gerou um modelo significativo e um coeficiente de determinação semelhante aos índices NDVI e SPADI. As grelhas obtidas dos dois pomares mostram a capacidade em diferenciar os conteúdos de clorofila. É um índice importante devido à sua fácil utilização em reduzir as reflectâncias pelo solo não sendo necessário conter informações das propriedades óticas do solo e foi comprovado por diversos estudos como sendo um dos índices que melhor se adapta a diferentes tipos de culturas agrícolas (Haboudane *et al.*, 2002; Hatfield *et al.*, 2008; Meggio *et al.*, 2010). Na validação obteve o maior coeficiente de determinação (0.60) mas este facto deve-se a ter sido necessário eliminar mais pontos, comparativamente aos índices SPADI e SPADIR, por apresentarem um erro associados à estimativa superior a 40% inviabilizando a utilização deste modelo para estimar teores de clorofila.

6.2.5 | SPADI E SPADIR

Neste trabalho foi proposto um novo índice de vegetação para estimar o conteúdo de clorofila em folhas de laranjeiras, que traduz as leituras de clorofila realizadas pelas medições não destrutivas em campo utilizando o aparelho SPAD. O índice é

determinado pela razão entre a gama do infravermelho e no visível utilizou-se o vermelho para determinar o SPADI e o *red edge* para o SPADlr. Ambos os índices geraram modelos muito significativos com elevados coeficientes de determinação, 0.32 e 0.41 respetivamente, e demonstrou ser viável para estimar conteúdos de clorofila de citrinos. O que também distingue este modelo dos anteriores, reside no facto de apresentarem uma baixa percentagem de erro associado à estimativa especialmente para baixos valores de clorofila, essencial para determinar a existência ou não de clorose férrica num pomar. Estes resultados foram comprovados através da interpolação de valores com base em dados externos, diferentes dos utilizados para estabelecer os modelos. Para que estes modelos possam ser utilizados como método de diagnóstico do estado clorótico das árvores determinou-se o seu poder preditivo. A validação do modelo demonstrou que a perda do poder preditivo não ultrapassa os 18% para o SPADI e 11% para o modelo SPADlr, que em termos de ensaios em campo é uma estimativa bastante aceitável. Novamente verificou-se a potencialidade na utilização do espectro do *red edge* para este tipo de determinações em especial para análises ao nível de copa de árvores (Gitelson et al., 2005; Zarco-Tejada et al., 2004) que foi comprovado pela aplicação do modelo a um pomar desconhecido. O modelo SPADlr demonstrou ser promissor a estimar teores de clorofila, no entanto futuramente deverá ser avaliado a influência da reflectância do solo e de materiais não fotossintéticos bem como alargar o estudo a outras espécies de árvores de fruto. Pela análise realizada em pomares aleatórios verificou-se que no primeiro o modelo identificou 375 m² de área suscetíveis a apresentarem cloroses e no segundo pomar 5000 m². Estes resultados proporcionam uma monitorização e diagnóstico do estado de cloroses potenciando uma gestão mais eficaz na aplicação de fertilizantes.

6.3 | IMPLICAÇÕES AGRONÓMICAS

Nos últimos 40 anos a deteção remota forneceu valiosas informações para a gestão agronómica, levando à compreensão do funcionamento da radiação refletida ao nível foliar e das modificações dependente de vários fatores, tais como: a grossura da folha, a espécie, a forma da copa, a idade das plantas, estados nutritivos e exigências em

água. Constantemente estão a ser desenvolvidos estudos que relacionam reflectâncias foliares com os componentes bioquímicos das folhas e gerem diferentes índices de vegetação. Maioritariamente geram-se índices a partir de imagens captadas por sensores instalados em satélites.

A aplicação destes índices é uma maneira rápida e eficaz de monitorizar diversos parâmetros agrícolas e fornece informação espacial aos produtores e consultores do estado das suas culturas, localizando zonas de maior sensibilidade ao parâmetro em análise.

Neste trabalho o índice mais eficaz na estimativa de conteúdos de clorofila em pomares de citrinos *Newhall* a partir da imagem de satélite RapidEye foi o SPAD_r comparativamente aos restantes índices analisados. Assim permite uma tomada de decisão atempada e um uso racional de fertilizantes minimizando o impacte ambiental e maximizando produtividade e o retorno financeiro. Ao utilizar métodos de diagnóstico mais rápido torna a atividade agrícola mais rentável e competitiva promovendo a revitalização da economia regional no setor da citricultura.

7 | CONCLUSÕES

Este estudo demonstrou ser possível recorrer às imagens de satélite RapidEye para estimar conteúdos de clorofila em laranjeiras da cultivar *Newhall*.

De entre os índices de vegetação estudados, o índice SPAD_{IR} é o que se relacionou melhor com o grau de clorose de folhas de citrinos, permitindo assim efetuar o diagnóstico nutricional nesta cultivar. Este resultado foi reforçado através da validação externa, i.e., pelo recurso a dados de outros pomares, tendo-se observado que com este índice há uma menor perda de poder preditivo dos modelos estabelecidos. Estes resultados proporcionaram uma monitorização do estado nutricional dos pomares de citrinos, avaliada através do grau de clorose.

8 | PERSPETIVAS FUTURAS

Os resultados preliminares obtidos neste trabalho demonstram a potencialidade na utilização de imagens de satélite na monitorização da clorose em pomares de citrinos.

Futuramente deverão ser efetuados mais ensaios e alguns ajustes à metodologia de validação para que se possa alargar a utilização deste modelo a outras variedades citrícolas bem como a outras espécies de árvores de fruto. Salienta-se a necessidade de avaliar melhor outras formas de diminuir a influência da reflectância do solo e de materiais não fotossintéticos.

A clorose férrica induzida em solos calcários está direta ou indiretamente associada à deficiência de outros nutrientes, nomeadamente de P, Mg, K e Zn, os quais em conjunto afetam a produção. Poderão ainda vir a ser elaborados outros modelos que permitam fazer um diagnóstico nutricional completo, i.e., dos macro e micronutrientes inclusivamente a monitorização da quantidade e qualidade das produções obtidas. Consequentemente, a melhoria da qualidade do fruto no final do ciclo produtivo é possível, assim como, a gestão mais eficaz da fertilização, minimizando os riscos ambientais e os consumos desnecessários, proporcionada por uma agricultura de precisão, ajustada a cada indivíduo, ou árvore.

9 | REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abadía, J.** e **Abadía, A.** 1993. Iron and plant pigments, pp. 327-344, In: Iron chelation in plants and soil microorganisms. L.L. Barton e B. Hemming (eds.), Academic Press, San Diego, EUA.
- Abadía, J.,** Álvarez-Fernández, A., Rombolà, A.D., Sanz, M., Tagliavini, M., Abadía, A. 2004. Technologies for the diagnosis and remediation of Fe deficiency. *Soil Science and Plant Nutrition*, 50: 965-971.
- Álvarez-Fernández, A.,** Paniagua, P., Abadía, J., Abadía, A. 2003. Effects of Fe deficiency-chlorosis on yield and fruit quality in peach (*Prunus persica* L. Batsch). *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 51:5738-5744.
- Armas, R.,** Caetano, M. 2006. AGRO130 – Utilização de imagens de satélite para cartografia automática de cortes e novas plantações florestais. Relatório Técnico. Grupo de Detecção Remota do Instituto Geográfico Português. 65p.
- Beeri, O.,** Phillips, R., Carson, P., Liebig, M. 2005. Alternate satellite models for estimation of sugar beet residue nitrogen credit. *Agriculture Ecosystems & Environment*. 107:21-35.
- D'Arco, E.,** Rizzi, R., Rudorff, B. 2005. Análise de combinações dos índices de vegetação EVI e NDVI derivadas do sensor MODIS para identificação de áreas de arroz irrigado. Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. pp.91-93.
- Daughtry, C. S. T.,** Walthall, C. L., Kim, M. S., Brown de Colstoun, E., McMurtrey III, J. E. 2000. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 74:229– 239.
- Diaz, I.,** Campillo, C., Cantos, M., Torrent, J. 2009. Iron deficiency symptoms in grapevine as affected by the iron oxide and carbonate contents of model substrates. *Plant Soil*. 322:293-302.
- DGADR –** Direção Geral da Agricultura e Desenvolvimento Rural. 2011. Carta de solos. C608 Escala 1:25000. Disponível em: <http://www.dgadr.pt/>
- ENVI User Guide.** 2011. Disponível em: http://geol.hu/data/online_help/Vegetation_Indices.html
- Fonseca, A.D.,** Fernandes, J.C. 2002. Detecção Remota. Lidel, Lisboa.
- Gitelson, A. A.,** Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D. C. 2005. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*. 32:L08403.
- Haboudane, D.,** Miller, J. R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P. J., Dextraze, L. 2002. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*. 81:416–426.
- Hatfield, J. L.,** Gitelson, A. A., Schepers, J. S., Walthall, C. L. 2008. Applications of spectral remote sensing for agronomic decisions. A supplement to *Agronomy Journal*. S-117-131.
- Hively, W.D.,** Lang, W., McCarty, G.W., Keppler, J., Sadeghi, A., McConnell, L.L. 2009. Using satellite remote sensing to estimate winter cover crop nutrient uptake efficiency. *Journal of Soil and Water Conservation*. 65(5):303-313.
- Huete, A.R.,** Liu, H., Batchily, K., Van Leeuwen, W. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*. 59(3):440-451.
- Huete, A.,** Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indexes. *Remote Sensing and Environment*. 83:195-213.
- INIAP – LQARS.** 2006. Manual de Fertilização das culturas. MADRP. Lisboa.
- Instituto do Ambiente –** Atlas digital do ambiente. 2003. Carta litológica I.13. Escala 1:100000. Disponível em: <http://sniamb.apambiente.pt/webatlas/>
- Legaz F.,** Serna M.D., Primo-Millo E., Martin B. 1992. Leaf spray and soil application of Fe-chelates to Navelina orange trees. *Proceedings of the International Society of Citriculture*. 2:613-617.

- Lichtenthaler**, H.K. 1987. Chlorophylls and carotenoids, the pigments of photosynthetic biomembranes. *Methods in Enzymology*, 148:350-382.
- Lousada**, M. 2007. Análise de NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). *Tecnologias de Informação Geográfica NDVI – IDRISI*.
- Luis**, J.L. 2007. Mirone: A multipurpose tool for exploring grid data. *Computers & Geosciences*. 33:31-41.
- Luis**, J.L., 2010. Mirone Manual v.2.0. <http://w3.ualg.pt/~jluis/mirone/MironeMan.pdf>
- Maini**, A. K., Agrawal, V. 2011. *Satellite Technology. Principles and Applications*. 2ª Ed. A John Wiley and Sons, Ltd., Publication. Reino Unido.
- Martín**, P., Zarco-Tejada, P.J., González, M.R., Berjón, A. 2007. Using hyperpectral remote sensing to map grape quality in 'Tempranillo' vineyards affected by iron deficiency chlorosis. *Vitis*. 46:7-14.
- Markwell**, J., Osterman, J. C., Mitchell, J. L. 1995. Calibration of the Minolta SPAD-502 leaf chlorophyll meter. *Photosynthesis Research*. 46:467-472.
- Meggio**, F., Zarco-Tejada, P.J., Núñez, L.C., Sepulcre-Cantó, G., González, M.R., Martín, P. 2010. Grape quality assessment in vineyards affected by iron deficiency chlorosis using narrow-band physiological remote sensing indices. *Remote Sensing of Environment*. 114:1968–1986
- Molassiotis**, A., Tanou, G., Diamantidis, G., Patakas, A., Therios, I. 2006. Effects of 4-month Fe deficiency exposure on Fe reduction mechanism, photosynthetic gas exchange, chlorophyll fluorescence and antioxidant defense in two peach rootstocks differing in Fe deficiency tolerance. *Journal of Plant Physiology*. 163:176-185.
- Nunes**, G., Monteiro, J.P., Martins, J. 2006. Quantificação do consumo de água subterrânea na agricultura por métodos indiretos – Detecção remota. IX Encontro de Utilizadores d Informação Geográfica. Lisboa.
- Pestana** M. 2000. Caracterização fisiológica e nutritiva da clorose férrica em citrinos. - Avaliação dos mecanismos de resistência aos efeitos do HCO_3^- . Faculdade de Engenharia de Recursos Naturais. Faro, Portugal, Universidade do Algarve: 223.
- Pestana**, M., Varennes, A. de., Faria, E.A. 2003. Diagnosis and correction of iron chlorosis in fruit trees: a review. *Food, Agriculture & Environment*. 1:46-51.
- Pestana**, M., Varennes, A. de., Goss, M.J., Abadía, J., Faria, E.A. 2004. Floral analysis as a tool to diagnose iron chlorosis in orange trees. *Plant and Soil*. 259:287-295.
- Pestana** M., de Varennes A., Faria E.A. 2004. Lime-induced iron chlorosis in fruit trees. In R. Dris e S. M. Jain. *Production practices and quality assessment of food crops. Volume 2: Plant mineral nutrition and pesticide management*. Dordrecht, The Netherlands., Kluwer Academic Publishers: 171-215pp.
- Pestana**, M., Beja, P., Correia, P.J., Varennes, A. de., Faria, E.A. 2005. Relationships between nutrient composition of flowers and fruit quality in orange trees grown in calcareous soil. *Tree Physiology*. 25:761-767.
- Pestana**, M.; Domingos, I., Gama, F., Dandlen, S., Miguel, M. G., Castro-Pinto, J., Varennes, A., Correia, P. J. (2011) Strawberry recovers from iron chlorosis after foliar application of a grass-clipping extract. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*. 174:473-479.
- Projeto AGRO 935**. 2007. Valorização dos citrinos do Algarve – IGP pela programação das colheitas e melhoria da qualidade. Relatório Final.
- Richards**, J.A., Jia, X. 2006. *Remote sensing digital image analysis*. 4ª Edição. Springer, Alemanha. 449p.
- Römheld**, V. 1997. The chlorosis paradox: Fe inactivation as a secondary event in chlorotic leaves of grapevine. Livro de Resumos do 9th International Symposium on Iron Nutrition and Interactions in Plants. Hohenheim, Stuttgart, Alemanha, 10p.
- Rondeaux**, G., Steven, M., Baret, F. 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*. 55:95-107.

- Rosendo**, J. S. e Rosa, R. 2008. Mapeamento do uso da terra e cobertura vegetal a partir do índice de vegetação NDVI. Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Brasil
- Rouse**, J.W., Jr., Haas, R.W., Deering, D.W., Schell, J.A., Harlan J.C. 1974. Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Greenwave Effect) of Natural Vegetation. Type III Final Report, NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, Maryland, 20771, USA, 371 p.
- Sandau**, R., Brieb, K., D'Errico, M. 2010. Small satellites for global coverage: Potential and limits. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 65:492-504.
- Santos**, J.Q. 1996. Fertilização – Fundamentos da utilização de adubos e correctivos. Publicações Europa-América. 2ª Ed. 441p.
- Sanz**, M., Cavero, J., Abadía, J. 1992. Iron chlorosis in the Ebro River Basin, Spain. *Journal of Plant Nutrition*. 15:1971-1981.
- Shapiro** C.A. 1999. Using a chlorophyll meter to manage nitrogen applications to corn with high nitrate irrigation water. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 30(7-8): 1037-1049.
- Tagliavini**, M., Abadía, J., Rombolà, D., Abadía, A., Tsipouridis, C., Marangoni, B. 2000. Agronomic means for the control of iron chlorosis in deciduous fruit plants. *Journal of Plant Nutrition*. 23:2007-2023.
- Tapsall**, B., Milenov, P., Tasdemir, K. 2010. Analysis of RapidEye imagery for annual land cover mapping as an aid to European Union (EU) common agricultural policy. VII Symposium – 100 Years ISPRS. Vienna. Áustria.
- Toureiro**, C.M.C., Serralheiro, R.P., Oliveira, M.R. 2007. Deteção remota na gestão da água de rega à escala regional. Atas do II Congresso Nacional de Rega e Drenagem. Fundação.
- Tyc**, G., Tulip, J., Schulten, D., Kruschke, M., Oxford, M. 2005. The RapidEye mission design. *Ata Astronautica*. 56:213-219.
- Varennes** A. 2003. Produtividade dos solos e ambiente. Lisboa, Portugal, Escolar Editora. 488p.
- Vuolo**, F., Atzberger, C., Richter, K., D'Urso, G., Dash, J. 2010. Retrieval of biophysical vegetation products from RapidEye imagery. VII Symposium – 100 Years ISPRS. Vienna. Austria.
- Weier**, J., Herring, D. 2001. Measuring Vegetation (NDVI & EVI), Earth Observatory, National Aeronautics and Space Administration.
<http://earthobservatory.nasa.gov/Features/MeasuringVegetation/>
- Wu**, J., Wang, D., Rosen, C. J., Bauer, M. E. 2007. Comparison of petiole nitrate concentrations, SPAD chlorophyll readings, and Quickbird satellite imagery in detecting nitrogen status of potato canopies. *Field Crops Research*. 101:96-103.
- Wu**, C., Niu, Z., Tang, Q., Huang, W. 2008. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and vegetation. *Agricultural and Forest Meteorology*. 148:1230-1241.
- Yagüe**, J. L. F. 1994. El Suelo y los Fertilizantes. Ediciones Mundi-Prensa. 4ª Ed. 327p.
- Zarco-Tejada**, P. J., Miller, J. R., Morales, A., Berjón, A., Agüera, J. 2004. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sensing of Environment*. 90:463-476.