VINHOS QUE PENSAM - parte III|III GESTÃO NUTRICIONAL DA VINHA: SENSORES MULTIESPECTRAIS ATIVOS PRÓXIMOS

Por: J. R. Marques da Silva^{tabe"}, João Serrano^{ta}, Carlos Alexandre^{ta}, Adélia Sousa^{ta} e José Maria Terron^a

INTRODUÇÃO

A gestão atual das culturas promove a utilização de métodos eficientes e de baixo custo, utilizados normalmente em grandes áreas, de forma a adquirir informação decisiva para uma gestão sustentável. Vários são os índices de vegetação obtidos por meio de deteção remota e próxima, que foram desenvolvidos, testados e melhorados nos últimos 40 anos de maneira a estimar e comparar propriedades da folha e da copa.

A vantagem de utilizar informação espectral reside no facto da mesma poder fornecer:

 diferentes regimes de amostragem (por satélite, por avião, por veículos aéreos não tripulados, por veículos próximos do alvo, etc.);

- diferentes tipos de resolução espacial (folha, copa, parcela, etc.);
- diferentes tipos de resolução espectral (estreita, média e larga);
- diferentes resoluções radiométricas (4, 8, 12 bits);
- diferentes tipos de resolução temporal (tempos de revisita que podem ir desde minutos a vários dias).

O grande desafio no uso de informação espectral para estimar parâmetros bioquímicos da planta reside na estrutura da copa, que de alguma forma afeta a exatidão e a interpretação dos resultados (Van Leeuwen e Nieuwenhuis, 2010; Knyazikhin *et al.*, 2012).

Os espectroradiómetros, juntamente com o desenvolvimento de alguns modelos de transferência radiativa (Liang, 2004), têm facilitado o estudo de algumas características das plantas, tais como:

- o teor de clorofila (Dash e Curran, 2004);
- o teor de água (Clevers et αl, 2010);
- as propriedades da copa (Kokaly et αl, 2009);
- os pigmentos das plantas (Le Maire et al, 2004; Gitelson et al, 2006; Malenovsky et al, 2013);
- os macronutrientes destas últimas, nomeadamente, N (azoto), P (fósforo), K (potássio), Mg (magnésio), e Ca (cálcio) (Pimstein et αl, 2011).

De acordo com os estudos de Homolová et al (2013), é possível medir a concentração do N nas plantas a partir de modelos empíricos espectrais, com R2 médios de cerca de 0,72, considerando diversos estudos que relacionaram o N estimado e o N medido. Os mesmos autores também afirmam que muitos dos modelos empíricos publicados, são geralmente "copadodependentes", quando considerada a refletância no infravermelho próximo (NIR). Ollinger et al (2008) e Knyazikhin et al (2012) enfatizaram que, ao considerar o NIR, a quantificação de



¹Departamento de Engenharia Rural. / ²Departamento de Geociências, Escola de Ciências e Tecnologia, Universidade de Évora. P. O. BOX. 94, 7002 - 554 Évora, Portugal. Tel.: (+351) 266760823, Fax.: (+351) 266711189 / ³Instituto de Investigaciones Agrarias Finca La Orden-Valdesequera - Centro de Investigaciones Científicas y Tecnológicas de Extremadura (CICYTEX) - Gobierno de Extremadura. Autovía A-5, km 372 - 06187 Guadajira, Badajoz, España. / ^aICAAM, Instituto de Ciências Agrárias e Ambientais Mediterrânicas. / ^bCITI, Centro de Invesção em Tecnologias de Informação, Évora, Portugal. / ^cApplied Management and Space Centre for Interdisciplinary Development and Research on Environment (DREAMS), Lisbon, Portugal. / ^cjmsilva@uevora.pt elementos bioquímicos das plantas, em geral, é fortemente influenciada por processos de dispersão da radiação, que devem ser contabilizados de maneira a que a estimativa possa ser o mais correta possível. De acordo com Kumar et αl (2001), os comprimentos de onda que são frequentemente referidos como importantes para a estimativa de N são:

- a região do "RedEdge", entre os 680-780 nm, que é caracterizada por uma baixa refletância no vermelho, devido à forte absorção das clorofilas "a" e "b" e à alta refletância no NIR;
- a região do NIR, aproximadamente nos 1200 nm, que também está associada à absorção de água;
- a região de onda curta do infravermelho (SWIR), onde três características principais de absorção da proteína estão localizados aproximadamente nos 1680 nm, 2050 nm e 2170 nm.

A concentração de fósforo nas folhas é bastante baixa, menos de 1% da massa da folha seca, e apesar dos poucos estudos sobre este nutriente na planta, Homolová et al. (2013) concluíram que a relação média entre o P estimado e o P medido tem um R2 de aproximadamente 0,57. Em termos de bandas espectrais, existe uma certa inconsistência entre os estudos, o que pode ser atribuído principalmente à baixa concentração de P nas folhas e à ausência de características pronunciadas de absorção de P. Nenhum índice de vegetação projetado especificamente para a estimativa de P foi encontrado e os índices de clorofila "a" e "b" ou de N desenvolvidos previamente não apresentaram comportamentos satisfatórios (Pimstein et al. 2011).

Há estudos que integram simultaneamente assinaturas espectrais para macro e micronutrientes das plantas, tais como P, K, Ca, Mg, Zn (zinco), Mn (manganês), B (boro), e Fe (ferro). Asner *et al* (2011) analisaram a refletância hemisférica da folha e diversos espectros de transmitância das mesmas, com dados hiperespectrais, juntamente com um portfólio de 21 produtos químicos, recolhidos em 6.136 locais tipicamente de floresta tropical húmida, totalmente iluminados pelo Sol. Descobriram que a deteção remota de parâmetros multi-químicos da copa das florestas tropicais varia em função do constituinte da folha e dos comprimentos de onda utilizados. Em condições de diferentes estruturas da copa e ruído espectral, os pigmentos fotossintéticos, a água, o N, a celulose, a lenhina, os fenóis e a massa foliar por unidade de área são estimados com alguma precisão utilizando espectroscopia do visível-SWIR. O fósforo e os catiões de base são estimados com precisão significativamente menor.

Ferwerda e Skidmore (2007), também utilizando dados híper-espectrais detetaram elementos nutricionais da planta, tais como P, Na, K, Ca e Mg. O seu estudo mostrou que é possível prever a concentração desses elementos se a análise for efetuada em ambiente multiespécie, ou seja, as concentrações estimadas de elementos químicos individuais mostram fortes relações lineares com as concentrações medidas em todas as espécies como um todo, no entanto, a relação entre o teor esperado e o teor observado dentro de uma mesma espécie geralmente não é forte.

Liu et αl (2010) exploraram a viabilidade de estimar concentrações de metais pesados em Phragmites australis a partir de medições hiperespectrais laboratoriais ao longo do rio Le'an, na China, tendo concluído que:

- a combinação linear de bandas normalizadas em comprimentos de onda de 537 nm (verde), 667 nm (vermelho) e 747 nm (infravermelho próximo) explicavam 82% da variação da concentração de clorofila;
- as concentrações de Pb, Cu e Zn foram significativa e negativamente relacionadas com a concentração de clorofila, e a concentração de clorofila explicava cerca de 30% das variações das concentrações de Pb, Cu e Zn;
- o erro absoluto de mais de 80%
 das estimativas das concentrações
 de Pb e Cu é inferior a 30%, sendo
 para o Zn ainda mais baixo.

Estudos anteriores têm sido normalmente baseados em espectro-radiómetros e dados híperespectrais. É difícil encontrar estudos com sensores multiespectrais, que são muito mais acessíveis aos empresários agrícolas. De acordo com Stamatiadis et al (2010), os sensores multiespectrais ativos próximos não necessitam de calibração frequente, ao contrário dos sensores multiespectrais passivos próximos, para além disso os primeiros podem operar igualmente bem em todas as condições de iluminação. Considerando este enquadramento, elegeram-se como objetivos do presente trabalho:

- caracterizar a concentração de N, P, K, Ca, Mg, Zn, Mn, e Fe da copa da vinha, baseada em observações multiespectrais e análises de plantas;
- avaliar a possibilidade de utilização de sensores multiespectrais ativos próximos na gestão nutricional da vinha.

DESCRIÇÃO DO LOCAL DE ESTUDO E METODOLOGIAS

O estudo foi realizado numa vinha de 80 hectares, designada "Casito" (Lat: 38°32'37,87"N; Long: 52°7'11,00"W, Datum WGS84) situada na herdade de PINHEIROS a cerca de 3 km da cidade de Évora.

A descrição dos equipamentos e das metodologias utilizadas para obter a caracterização da topografia, da condutividade elétrica aparente do solo (CEa), dos solos e da amostragem multiespectral das plantas desta vinha, poderá ser consultada nos dois artigos anteriores (Agrobótica, números 4 e 5: "Vinhos que pensam I/III e II/III").

Foram recolhidas 80 amostras (Figura 1) compósitas de solo (4 subamostras de cerca de 3 m de raio a partir da coordenada central da amostra) a partir da camada superior do solo (0,000,30 m), utilizando para tal um sistema de amostragem aleatório estratificado (Burrough e McDonnell, 1998) tendo em consideração a altitude e a CEa do solo (Figuras 1 e 2) da parcela. As amostras de solo foram colocadas em sacos de plástico, secas ao ar e sujeitas a análise laboratorial para as seguintes determinações: N total, por combustão seca usando um analisador elementar; P e K disponíveis (relatado no texto como P2O5 e K2O,

respetivamente), pelo método de EgnerRiehm; Fe, Mn, Zn e Cu disponíveis, com acetato de amónio, ácido acético e EDTA (ácido etilenodiamino tetra-acético); e B disponível, pelo método da água em ebulição.

Foram recolhidas nas mesmas posições das amostras de solo, 80 amostras compósitas de pecíolos; estas foram, por sua vez, colocadas em sacos de plástico e congeladas até processamento em laboratório. Cada amostra compósita de pecíolos continha aproximadamente 200 pecíolos recolhidos a partir de um raio de 3 m da coordenada central. Os pecíolos foram analisados para: o N através de combustão seca num analisador elementar; macro e micronutrientes após calcinação a seco em forno de mufla: P e B por colorimetria; K por espectrofotometria de chama; eCa, Mg, Fe, Mn, Zn e Cu por espectrofotometria de absorção atómica.

As linhas orientadoras para a interpretação dos resultados da análise do pecíolo (Quadro 1) foram adaptadas de Robinson *et αl* (1997) e Goldspink e Howes (2001).

A base de dados final apresentava 80 medições de dados multiespectrais [RED (Vermelho); RedEdge (Vermelho limiar);NIR (Infravermelho próximo); NDVI (REDNIR / RED+NIR); e NDRE (RedEdgeNIR / RedEdge+NIR)], 80 medições de dados químicos das plantas (K2O; P2O5; N total; Fe; Zn; Ca; Mg; Mn; B; e Cu), e 80 medições de dados químicos do solo (pH; matéria orgânica, K2O; P2O5; N total; Fe; Zn; Mn; B; e Cu).

Foi escolhida a Krigagem ordinária como o melhor algoritmo de interpolação (Webster e Oliver, 1992) para as variáveis químicas das plantas. Modelos teóricos esféricos, exponenciais e racionais quadráticos apresentaram o melhor ajustamento para todos os casos estudados (Quadro 2). A escolha de um determinado modelo dependeu da estrutura espacial observada.

A distância da máxima dependência espacial, encontrada nos parâmetros químicos da planta, variou entre 126 m e 139 m K2O, P2O5, Ca, Zn, Mn, Fe, Cu e B (Quadro 2). Como exceções a esta regra encontramos o N total (231 m) e o Mg (489 m). As superfícies das variáveis químicas das plantas de vinha foram convertidas para um formato matricial(resolução de 10 m) e processadas no ArcGIS 10.2 (ESRI 2014 - ferramentas "Geoestatístical Analyst" e "Spatial Analyst").

PRINCIPAIS RESULTADOS E DISCUSSÃO

Relação entre a concentração de nutrientes no solo e na planta A partir da Figura 1, pode observar-se que não existe nenhum tipo de relação entre a concentração de nutrientes no solo e a respetiva concentração de nutrientes na planta. A concentração de nutrientes na planta segue um padrão aproximadamente estável tendo como "mínimo, média e máximo" os seguintes valores, respetivamente: K2O (0,19;3,07; 6,92; em %); P2O5 (0,18;0,34; 0,68,em %); N total (0,63;0,90; 1,30,em %); Fe (0,00;22,53; 61,53, em mg kg1); Zn (12,88; 26,05; 43,97;em mg kg1); Mn (9,20;52,65; 170,73, em mg kg1); B (5,66;19,46; 44,30;em mg kg1) e Cu (9,41;14,56; 28,14 em mg kg1). A Figura 1 mostra que os parâmetros químicos podem apresentar uma concentração relativamente elevada na planta e uma concentração mais baixa no solo, sendo o oposto também verdadeiro. Podem questionar-se tais diferenças, entre o solo e a planta, considerando o facto de que a profundidade de

NUTRIENTE	DEFICIENTE	MARGINAL	ADEQUADO	ALTO	то́хісо	
Azoto (%)	< 0.7		0.8 - 1.1	> 1.2		
Nitrato de azoto (mg/kg)	< 340	340 - 499	500 - 1500	1500 - 2500	> 2500	
P ₂ O ₅ (%)	< 0.15	0.15 - 0.24	0.25 - 0.50	> 0.50		
K ₂ O (%)	< 1.0	1.0 - 1.3	1.3 - 3.0	> 3.0		
Ca (%)	< 1.0		1.2 - 2.5			
Mg (%)	< 0.30	0.30 - 0.39	> 0.40			
Na (%)			0.1 - 0.3	0.4 - 0.5	> 0.5	
CI (%)			< 1.0	1.0 - 1.5	> 1.5	
Zn (mg/kg)	< 15	15 - 26	> 26			
Mn (mg/kg)	< 20	20 - 29	30 - 60		> 500	
Fe (mg/kg)			70			
Cu (mg/kg)	< 3	3 - 6	> 6			
Bo (mg/kg)	< 25	25 - 30	31 - 70	71 - 100	> 100	

Quadro 1. Orientações gerais para interpretação dos resultados das análises foliares (adaptado de Robinson et al, 1997 e Goldspink e Howes, 2001)

NUTRIENTE	EFEITO PEPITA	PATAMAR PARCIAL	ALCANCE (m)	MODELO TEÓRICO	RMSSE	
N Total (%)	0	0.016	231.22	Exponential	1.04765	
P ₂ O ₅ (%)	0.00052	0.00577	132.53	Exponential	1.04695	
K ₂ O (%)	0.00989	0.2767	139.00	Spherical	1.14332	
Ca (%)	0.033	0.08103	126.36	Exponential	1.01632	
Mg (%)	0.0032	0.0056169	489.24	Exponential	1.01432	
Zn (mg/kg-1)	0.04	39.84	132.53	Rational quadratic	0.99592	
Mn (mg/kg ⁻¹)	0	690.30	126.36	Spherical	1.00938	
Fe (mg/kg ⁻¹)	0.23	225.33	134.65	Rational quadratic	1.04044	
Cu (mg/kg-1)	0	16.62	126.36	Exponential	0.97693	
Bo (mg/kg ⁻¹)	7.26	33.17	185.34	Spherical	1.07584	

RMSSE - Erro médio quadrático standard

 (\uparrow)

Quadro 2. Melhores variogramas (modelos teóricos) e os respectivos parâmetros associados aos resultados das análises foliares



Figura 1. Relação entre o teor de nutrientes do solo e os respetivos teores de nutrientes nas folhas

amostragem do solo foi relativamente superficial (~0,3 m), contudo, a vinha pode explorar maiores profundidades de solo. No entanto, seria possível que a amostragem a maiores profundidades revelasse algo semelhante, uma vez que a Figura 1 deixa perceber que não existe um padrão claro, para a mesma profundidade de amostragem, entre a concentração dos parâmetros químicos no solo e a concentração dos parâmetros químicos na planta. Este tipo de comportamento indicia que a melhor maneira de controlar a

nutrição da vinha é amostrar a parte aérea da planta, medindo a concentração foliar de nutrientes e, em seguida, a partir destes, determinar a eventual necessidade de ajustamentos na sua nutricão.

Observando a Figura 2, pode constatar-se que do ponto de vista espacial e particularmente nesta amostragem, existe alguma variabilidade na concentração de nutrientes nas plantas, pese embora o facto da maioria das concentrações de nutrientes nas plantas serem adequadas, no entanto,

alguns deles, tais como o B, o Ca, o Mg e o Zn, apresentem alguns valores marginais e deficientes nos pecíolos (Figuras 2a, 2b, 2f e 2j).

Assinatura espectral das plantas e sua relação com a concentração de nutrientes nas folhas

Ficou evidente na discussão do ponto anterior que a gestão nutricional da vinha baseada em amostras de solo pode não ser a melhor opção para assegurar quer o equilíbrio nutricional



das plantas, quer a maior eficiência de aplicação dos nutrientes. Contudo, o custo associado às análises foliares sugere a procura de outras abordagens com vista a otimizar este tipo de fatores e a obter maiores produtividades com melhor qualidade.

Neste trabalho estudou-se a alternativa da utilização de sensores multiespectrais ativos comerciais no apoio à gestão nutricional da vinha. O Quadro 3 mostra que, apesar da relação entre a concentração de nutrientes na folha e os parâmetros de refletância (vermelho, NIR, RedEdge, NDVI e NDRE), não ser muito forte, é possível evidenciar que:

- o P2O5, o K2O (com um valor ligeiramente mais elevado de correlação com o NDRE), o Ca e o Mg, apresentam uma melhor relação com a refletância no vermelho;
- os valores de N total apresentam uma maior correlação com o RedEdge, comportamento também observado por Kumar et αl (2001);
- os micronutrientes, tais como Fe, Cu, Zn, Mn e B, apresentam melhores correlações com o NIR, comportamento também observado por Liu *et αl* (2010) utilizando dados hiperespectrais.

Como notado anteriormente, a correlação entre a concentração de nutrientes nas folhas e a refletância das mesmas é relativamente baixa, no entanto, existem algumas relações lineares estatisticamente significativas. O Quadro 3 mostra que as relações lineares entre o espectro do vermelho e o P2O5; entre o RedEdge e o N total; e entre o NIR e o Mn são altamente significativas (P <0,99) e que as relações entre o NDRE e oK2O;e entre o vermelho e o Ca são significativas (P <0,90).

CONCLUSÕES

Tendo em vista a discussão anterior, pode concluir-se que a nutrição da vinha é bastante complexa, pois a mesma pode explorar profundidades que não estão normalmente incluídas nas amostragens de rotina efetuadas ao solo. Esta evidência é perfeitamente clara na falta de relação entre a concentração de nutrientes nas folhas e a concentração de nutrientes no solo.

É possível evidenciar neste trabalho que o melhor método para calcular deficits nutricionais na vinha se baseia na medição da concentração foliar dos nutrientes, o que encontra explicação no facto das plantas integrarem todas as condições de solo, expressando normalmente deficit ou toxicidade nutricional por intermédio da vegetação. Este método, apesar de caro, mostrou amplitudes de autocorrelação dos nutrientes foliares de cerca de 130 m (nesta parcela, Quadro 2), pelo que seria perfeitamente viável desenhar uma amostragem foliar com custos relativamente reduzidos e repeti-la multi-anualmente.

Os resultados obtidos evidenciam

a necessidade de continuar a desenvolver investigação que permita resolver alguns aspetos, ainda pouco claros, sobre a resposta espectral das plantas e a respetiva concentração de nutrientes, nomeadamente:

- a baixa concentração de alguns minerais nas folhas;
- a compreensão da real influência da estrutura da copa nas medidas espectrais;
- a necessidade do desenvolvimento de novos sensores, com maior potencial de operacionalização no campo.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi financiado pelos seguintes projetos: PRODER 43106; INALENTEJO - ALENT - 07-0224 - FE-DER - 00172; RITECA (POCTEP); FCT project - EXCL_AGRTEC_0336_2012. O trabalho foi também suportado pela "Fundação Eugénio de Almeida" e pelo seu corpo técnico, particularmente pelos Engs. Pedro Baptista, Mariana Torres, Ana Simões e João Torres.



PARÂMETROS	P_0_5	K ₂ O	Ca	Mg	N Total	Fe	Cu	Zn	Mn	Во
NDVI	0.308	-0.148	0.213	-0.171	0.282	0.097	-0.029	0.054	-0.231	-0.019
NDRE	0.140	-0.198*	0.144	-0.098	0.274	0.080	-0.047	0.037	-0.273	-0.071
Red	-0.332**	0.124	-0.237*	0.173	-0.273	-0.089	0.026	-0.047	0.203	0.009
NIR	0.155	-0.191	0.144	-0.094	0.288	0.110	-0.035	0.059	-0.289**	-0.097
RedEdge	-0.235	0.164	-0.153	0.124	-0.355**	-0.032	0.039	-0.090	0.257	0.082

 (\uparrow)

** - P < 0.99; * - P < 0.90

Quadro 3. Coeficientes de correlação (R) entre a informação espectral e os respetivos parâmetros associados aos resultados das análises foliares

BIBLIOGRAFIA

- Asner, G.P.; Martin, R.E.; Knapp, D.E.; Tupayachi, R.; Anderson, C.; Carranza, L.; Martinez, P.; Houcheime, M.; Sinca, F.; Weiss, P. (2011). Spectroscopy of canopy chemicals in humid tropical forests. Remote Sensing of Environment, 115: 35873598.
- Burrough, P.A.; McDonnell, R.A. (1998). Principles of Geographical Information Systems. Oxford University Press, Oxford, UK.
- Clevers, J.G.P.W.; Kooistra, L.; Schaepman, M.E. (2010). Estimating canopy water content using hyperspectral remote sensing data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 12: 119-125.
- Dash, J.; Curran, P.J. (2004). The ME-RIS terrestrial chlorophyll index. International Journal of Remote Sensing, 25: 5403-5413.
- Ferwerda, J.G.; Skidmore, A.K. (2007). Can nutrient status of four woody plant species be predicted using field spectrometry. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 62: 406-414.
- Gitelson, A.A.; Keydan, G.P.; Merzlyak, M.N. (2006). Three-band model for non invasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves. Geophysical Research Letters, 33: L11402.
- Goldspink, B.H.; Howes, K.M. (Eds). (2001). Fertilisers for wine grapes. 3rd Edition. Department of Agriculture and Food Western Australia. Bulletin 4421.
- Homolová, L.; Malenovský, Z.; Clevers, J.G.P.W.; García-Santos, G.; Schaepman, M.E. (2013). Review of optical-based remote sensing for plant trait mapping. Ecological Complexity, 15:1-16.
- IUSS Working Group WRB (2014). World Reference Base for Soil Resources 2014. International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps. World Soil Resources Reports No. 106. FAO, Rome.
- Kumar, L.; Schmidt, K.; Dury, S.J.; Skidmore, A. (2001). Imaging spectrometry and vegetation sciences. In:

van der Meer, F.D., de Jong, S.M. (Eds.), Imaging Spectrometry. Basic Principles and Prospective Applications. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, pp. 111–155.

- Knyazikhin, Y.; Schull, M.A.; Stenberg,
 P.; Möttus, M.; Rautiainen, M.;
 Yang, Y.; Marshak, A.; Latorre Carmona, P.; Kaufmann, R.K.; Lewis, P.;
 Disney, M.I.; Vanderbilt, V.; Davis,
 A.B.; Baret, F.; Jacquemoud, S.;
 Lyapustin, A.; Myneni, R.B. (2012).
 Hyperspectral remote sensing of
 foliar nitrogen content. Proceedings of the National Academy of
 Sciences of the United States of
 America, 110: E185-E192.
- Kokaly, R.F.; Asner, G.P.; Ollinger, S.V.; Martin, M.E.; Wessman, C.A. (2009). Characterizing canopy biochemistry from imaging spectroscopy and its application to ecosystem studies. Remote Sensing of Environment, 113: S78–S91.
- le Maire, G.; François, C.; Soudani, K.; Berveiller, D.; Pontailler, J.Y.; Bréda, N.; Genet, H.; Davi, H.; Dufrêne, E. (2008). Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass. Remote Sensing of Environment, 112: 3846-3864.
- Liang, S. (2004). Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, pp. 534.
- Liu, Yaolin; Chen, Hui; Wu, Guofeng, Wu, Xinguo (2010). Feasibility of estimating heavy metal concentrations in Phragmites australis using laboratory-based hyperspectral data—A case study along Le'an River, China. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 12S: S166-S170.
- Malenovsky, Z.; Homolova', L.; Zurita-Milla, R.; Lukeš, P.; Kaplan, V.; Hanuš, J.; Gastellu-Etchegorry, J.P.; Schaepman, M.E. (2013). Retrieval of spruce leaf chlorophyll content from airborne image data using continuum removal and radiative transfer. Remote Sensing of Environment 131: 85-102.

- Ollinger, S.V.; Richardson, A.D.; Martin, M.E.; Hollinger, D.Y.; Frolking, S.E.; Reich, P.B.; Plourde, L.C.; Katul, G.G.; Munger, J.W.; Oren, R.; Smith, M.L.; Paw, U.K.T.; Bolsta, P.V.; Cook, B.D.; Day, M.C.; Martin, T.A.; Monson, R.K.; Schmid, H.P. (2008). Canopy nitrogen, carbon assimilation, and albedo in temperate and boreal forests: functional relations and potential climate feedbacks. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 105: 19336-19341.
- Pimstein, A.; Karnieli, A.; Bansal, S.K.; Bonfil, D.J. (2011). Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. Field Crops Research, 121: 125–135.
- Robinson, J.B.; Treeby, M.T.; Stephenson, R.A. (1997). Fruits, vines and nuts. In: D.J. Reuter and J. B. Robinson (Eds). Plant analysis – an interpretation manual. CSIRO Publishing, Australia.
- Stamatiadis, S.; Taskos, D.; Tsadila, E.; Christofides, C.; Tsadilas; C.; Schepers, J.S. (2010). Comparison of passive and active canopy sensors for the estimation of vine biomass production. Precision Agriculture, 11: 306-315.
- van Leeuwen, M.; Nieuwenhuis, M. (2010). Retrieval of forest structural parameters using LiDAR remote sensing. European Journal of Forest Research, 129: 749-770.
- Webster, R.; Oliver, M. A. (1992). Sample adequately to estimate variograms of soil properties. Journal of Soil Science, 43:177-192.

