

ESPECTRORRADIOMETRIA NA AGRICULTURA DE PRECISÃO: ESTUDO DE CASO EM SOLOS DE TERRAS BAIXAS, CAPÃO DO LEÃO – RS, BRASIL.

**JOSÉ M. FILIPPINI ALBA¹, LUCIA E. C. CRUZ², JORGE R. DUCATI³, JONES O. MORAES⁴,
HENRIQUE N. CUNHA⁵**

¹ D.Sc. (Geociências), Pesquisador, Laboratório de Planejamento Ambiental, Embrapa Clima Temperado, Pelotas-RS, Fone: (53) 32758229, jose.filippini@embrapa.br

² D.Sc. (Agronomia), Autônoma, Pelotas-RS.

³ D.Sc. (Física), Prof./Pesquisador, Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM), UFRGS, Porto Alegre-RS.

⁴ Acadêmico Geoprocessamento, UFPel, Pelotas-RS.

⁵ Doutorando (Geografia), UFSM, Santa Maria-RS.

Apresentado no
Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão- ConBAP 2018
Curitiba, Paraná, 2 a 4 de outubro de 2018

RESUMO: A espetrorradiometria apresenta-se como potencial aplicação para agricultura de precisão, mas, seu uso ainda é limitado, seja pela quantidade de dados gerados ou pela natureza sofisticada da sua interpretação. Neste estudo amostras de solos de terras baixas foram amostradas em malha regular e analisadas por métodos químicos convencionais e via espetrorradiometria. O objetivo foi relacionar e modelar o primeiro conjunto de variáveis em função do segundo. O processo estatístico multivariado aplicado envolveu várias etapas: (1) análise fatorial; (2) análise das dependências; (3) análise de agrupamentos; (4) modelos de regressão. Cinco variáveis físico-químicas (Al, Ca, K, MO e P) foram modeladas com 90% da variância explicada em cada caso, para o maior agrupamento. Os resultados representam o começo de um possível processo de automação da etapa de pré-cultivo.

PALAVRAS-CHAVE: banco de dados, espectrorradiometria, pedologia, mineração de dados.

SPECTRORADIOMETRY IN PRECISION AGRICULTURE: CASE STUDY IN LOWLAND SOILS, CAPAO DO LEAO – RS, BRAZIL

ABSTRACT: Spectroradiometry is a potential application for precision agriculture, despite of restricted use, due to quantity of data and difficulty for interpretation. Samples of lowland soils were collected in this study according to regular grid, with determinations by conventional chemical methods and spectroradiometry. Main idea was modeling the former data set as function of the latter. Multivariate statistical methods applied included: (1) factor analysis; (2) dependence analysis; (3) cluster analysis; (4) regression analysis. Method (4) This is a potential application for precision agriculture before planting. Five physicochemical variables (Al, Ca, K, MO and P) were modeled with 90% explained variance in each case, for the greater group. Results represent the beginning of an automation process of stage before planting.

KEYWORDS: databases, big data, spectroradiometry, pedology.

INTRODUÇÃO: Em escala global a Agricultura de Precisão (AP) relaciona-se ao aprimoramento e desenvolvimento de sensores, à automação de processos e formas de monitoramento, ao gerenciamento da informação e ao uso de ferramentas de sensoriamento remoto (ZHANG, WANG & WANG, 2002). Esses temas relacionam-se com a espectrorradiometria de reflectância (KARDEVÁN, 2007), ou simplesmente espectrorradiometria, técnica não destrutiva que pode ser calibrada para caracterizar materiais diversos, como minerais, solos ou vegetação, em laboratório ou campo, constituindo um ramo do sensoriamento remoto com forte aplicação em AP, porém, ainda pouco usado (SUNDAY RAY, 2016). Atualmente os espectroradiômetros possuem elevada resolução espectral, permitindo abranger todo o espectro visível – NIR – SWIR, gerando milhares de registros para cada espectro, o que, considerando várias amostras por aplicação, conduz a um número expressivo de dados, derivando em aproximação com o conceito de "big

1 data", o que integrado à necessidade de uso de métodos multivariados para interpretar a informação, explica,
2 ao menos parcialmente, a ausência de um maior número de aplicações do tipo.

3 Neste trabalho se expõe um método de processamento da informação, direcionado para AP, considerando o
4 uso de espectrorradiometria em solos de terras baixas, em rotação arroz irrigado - pousio, na estação
5 experimental Terras Baixas (EETB), Embrapa, Capão do Leão – RS visando estudar a correlação das bandas
6 espectrais com variáveis físico-químicas (VFQs) na tentativa de estabelecer modelos de regressão entre
7 ambos os tipos de variáveis, potencial aplicação para aprimorar os estudos de fertilidade na fase de pré-
8 cultivo. Estudos semelhantes foram compilados por Ge et al. (2007). No entanto, sempre é necessário
9 calibrar a técnica na área de estudo, em função da dependência da resposta espectral com as feições de clima
10 e solo, sendo necessário estabelecer um processo de modelagem que permita extrair o máximo possível de
11 variância explicada dos dados originais.

12 **MATERIAL E MÉTODOS:** A área de estudo localiza-se nas coordenadas 31° 49' 12,34" S e 52° 27'
13 57,78" O, em Planossolo Háplico conforme o sistema brasileiro de classificação de solos, onde predomina
14 clima temperado quente (Cfa na classificação climática de Wilhelm Köppen). A área experimental foi
15 tradicionalmente cultivada com arroz irrigado no sistema convencional, com sistema de rotação 3 anos
16 (cultivo) x 2 anos (descanso). O solo foi amostrado conforme malha regular georreferenciada no período pré-
17 cultivo, composta por 7 transectos equidistantes 15m e passo de amostragem de 15m, num total de 49
18 pontos. As coletas foram realizadas em 2012, na profundidade 0 - 0,1 m e 0,1 – 0,2 m, por meio de pá-de-
19 corte, sendo as amostras armazenadas em sacos plásticos e posteriormente secas ao ar, destoroadas e
20 peneiradas para diâmetro inferior a 2,0 mm. As análises para teor de Al, Ca, K, Mg, P, matéria orgânica –
21 MO, pH e textura foram realizadas nos laboratórios da Embrapa, Pelotas, RS. A reflectância das 98 amostras
22 foi medida no laboratório de Espectrorradiometria, CEPSRM, UFRGS, Porto Alegre, RS em 2013 com
23 equipamento FieldSpec3 no intervalo de 350 nm a 2500 nm com resolução de 1 nm. Métodos estatísticos
24 multivariados, como análise de agrupamentos, fatorial e de regressão, foram aplicados sobre os dados das
25 amostras extraídas a 0,1 - 0,2 m, considerando o software SPSS®.

26 **RESULTADOS E DISCUSSÃO:** As estatísticas dos dados demonstraram variabilidade baixa à moderada,
27 inclusive no caso das bandas espectroradiométricas de reflectância – BERs, dado o elevado número de
28 determinações (TABELA 1). A análise estatística preliminar completou-se por meio das dependências,
29 comentadas à continuação. A MO apresentou correlações positivas moderadas com Al, Ca, Mg e P,
30 coeficiente de Pearson (ρ) de 0,3 - 0,5; idem K – P e argila com Ca e Mg, estes últimos com o maior ρ , de
31 0,774, sugerindo à ocorrência de fosfatos superficiais e complexos orgânicos. As BERs mostraram forte
32 correlação, por exemplo, a banda de 350 nm apresentou valores de ρ com as outras 2150 bandas, variando
33 entre 0,79 a 0,99, média de 0,9 e coeficiente de variação de 14%. Assim, ambos conjuntos de dados, VFQs e
34 BERs, possuem baixa variabilidade, sendo que no últimos caso existe forte correlação entre as bandas.
35

36 **TABELA 1.** Estatísticas básicas das variáveis físico-químicas (VFQs) do presente trabalho. **Basic statistics**
37 **for the physicochemical variables of this work.**

Variável	Média	Desvio padrão	Coeficiente de variação	Número de determinações
Al, cmol _c .L ⁻¹	0,8	0,3	32%	49
Argila, %	19,9	2,3	12%	49
Ca, cmol _c .L ⁻¹	1,8	0,3	15%	49
K, cmol _c .L ⁻¹	0,12	0,04	35%	49
MO, % *	1,7	0,3	18%	49
Mg, cmol _c .L ⁻¹	0,7	0,1	16%	49
P, mg.dm ⁻³	6,1	2,4	40%	49
RR, % **	65	24	37%	103348

* MO = Matéria orgânica.** RR = Reflectância relativa para 2151 bandas espectrorradimétricas de reflectância (BERs), intervalo de cumprimentos de onda de 350nm a 2500nm.

40 Na tentativa de diminuir o número de BERs se procuraram as bandas localizadas em "vales" e "picos", sendo
41 calculada a correlação VFQ x BER nessas situações. O resultado foi pouco significativo. Assim, se optou
42 pela aplicação da análise fatorial com rotação varimax sobre as BERs com extração de 50 fatores (FB1,
43 FB2... FB50), técnica multivariada conhecida nesse sentido. Devido à elevada correlação das BERs, o FB1
44

1 acumulou 95% da variância, e o FB2 4%, resultando somente 1% para todos os restantes 48 FBs. À
2 continuação, se calcularam os ρ VFQ x FB, para as variáveis originais e estandardizadas, com resultados
3 algo mais significativos no segundo caso. No entanto, os modelos de regressão linear para argila, Ca, MO e P
4 em função dos FBs “significativos” explicaram menos de 48% da variância total respectivamente.
5 Procurando aprimorar os modelos de regressão das VFQs com os FBs, aplicou-se à análise fatorial sobre as
6 VFQs. Foram extraídos cinco fatores usando rotação varimax, sendo interpretados três desses fatores, que
7 explicaram 71% da variância total, resultado pouco satisfatório na busca do objetivo original.

8 Por isso considerou-se a possibilidade de heterogeneidade nos dados das VFQs, de maneira que aplicou-se a
9 análise de agrupamentos sobre os mesmos. Foram gerados 4 grupos, sendo o grupo 3 com somente 3
10 amostras, interpretado como “outliers”. Os grupos 1, 2 e 4 incluíram 20, 12 e 14 amostras respectivamente,
11 sendo basicamente discriminados pelos teores de MO e P. Os outros elementos, Al, Ca, Mg e K mostraram
12 médias grupais semelhantes. Para o grupo 1, 43 FBs se envolveram no processo, com modelos de regressão
13 com mais de 90% da variância explicada em função do valor de R^2 (TABELA 2). Somente oito FBs não
14 participaram do processo(6, 19, 22, 26, 33, 34, 38 e 48), sendo que, o FB1 que acumula a maior quantidade
15 de variância somente fez parte do modelo relacionado à MO. Os grupos 2 e 4 também foram modelados com
16 resultados semelhantes.

17
18 TABELA 2. Características dos modelos de regressão entre as variáveis fisicoquímicas e os fatores das
19 BERs (FBs) para o grupo 1 (20 amostras). **Features of the regression models among the physicochemical**
20 **variables and the factors of spectroradiometric bands for group 1 (20 samples).**

Variável	FBs com CCP > 0,2 (em relação à respectiva variável)	Quant. FBs	R ²
Al, cmol _c .L ⁻¹	2, 3, 4, 7, 8, 14, 15, 16, 21, 25, 27, 28, 29, 31, 37, 43, 46, 49 e 50	19	0,92
Ca, cmol _c .L ⁻¹	3, 5, 7, 8, 9, 11, 14, 17, 25, 27, 30, 31, 38, 39, 41 e 46	16	0,96
K, cmol _c .L ⁻¹	4, 5, 7, 9, 10, 18, 20, 21, 23, 24, 28, 29, 35, 36, 39, 40, 42, 44, 45 e 47	20	1,00
MO, %*	1, 2, 3, 4, 10, 13, 15, 18, 21, 25, 27, 28, 31, 37, 40 e 49	16	0,98
P, mg.dm ⁻³	2, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 21, 24, 30, 32, 36, 39 e 44	17	0,94

21
22 **CONSIDERAÇÕES FINAIS:** As VFQs consideradas são de natureza química e foram modeladas por
23 variáveis de natureza física (bandas de reflectância), no caso específico dos solos de terras baixas. O
24 processo estatístico melhor sucedido se mostrou complexo, induzindo o uso de três métodos multivariados
25 integrados. Ajustes do processo são ainda necessários, por exemplo, o mapeamento e comparação de teores
26 reais e simulados, assim como, estudar o comportamento da espectrorradiometria em diferentes climas e
27 solos na tentativa de sistematização. Trata-se de potencial aplicação para automação dos processos de
28 fertilização do solo, mas para atingir esse objetivo, softwares e equipamentos específicos deverão ser
29 desenvolvidos.

30
31 **AGRADECIMENTOS:** Ao Laboratório de Espectrometria/CEPSRM/UFRGS pela medição da reflectância
32 das amostras de solos utilizadas neste trabalho e à pesquisadora Rosemary Hoff (Embrapa) pela articulação
33 em relação à essa ação. À estudante Mayara Zanchin (UFPEL) por colaborar na sistematização dos dados.
34 Ao estatístico Ricardo Valgas (Embrapa) pelas orientações para o processamento dos dados.

35
36 **REFERÊNCIAS**

- 37 DAVIS, J.C. **Statistics and data analysis in geology**. New York: Wiley, 1986, 645p.
38 GE, Y.; THOMASSON, A.; SUI, R. Remote sensing of soil properties in precision agriculture: A review.
39 Frontier Earth Science, v. 5 (3), p. 229 – 238, 2011.
40 KARDEVÁN, P. Reflectance spectroradiometry- A new tool for environmental mapping. **Carpathian J.**
41 **Earth & Environmental Science**, v.2 (2), p. 29 – 38, 2007.
42 SUNDAR RAY, A. Remote Sensing in Agriculture. **International J. of Environment, Agriculture and**
43 **Biotechnology**, v. 1 (3), p. 362 – 367, 2016.
44 ZHANG, N.; WANG., M.; WANG, N. Precision agriculture – a worldwide overview. **Computers and**
45 **Electronics in Agriculture**, v. 36, p. 113 – 132, 2002.