

1  
2 **ESPECTRORRADIOMETRIA NA AGRICULTURA DE PRECISÃO: ESTUDO DE CASO EM**  
3 **SOLOS DE TERRAS BAIXAS, CAPÃO DO LEÃO – RS, BRASIL.**

4  
5  
6 **JOSÉ M. FILIPPINI ALBA<sup>1</sup>, LUCIA E. C. CRUZ<sup>2</sup>, JORGE R. DUCATI<sup>3</sup>, JONES O. MORAES<sup>4</sup>,**  
7 **HENRIQUE N. CUNHA<sup>5</sup>**

8  
9 <sup>1</sup> D.Sc. (Geociências), Pesquisador, Laboratório de Planejamento Ambiental, Embrapa Clima Temperado, Pelotas-RS, Fone: (53) 32758229,  
10 jose.filippini@embrapa.br

11 <sup>2</sup> D.Sc. (Agronomia), Autônoma, Pelotas-RS.

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

13 <sup>4</sup> Acadêmico Geoprocessamento, UFPEL, Pelotas-RS.

14 <sup>5</sup> Doutorado (Geografia), UFSM, Santa Maria-RS.

15  
16  
17 Apresentado no  
18 **Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão- ConBAP 2018**  
19 *Curitiba, Paraná, 2 a 4 de outubro de 2018*

20  
21 **RESUMO:** A espectrorradiometria apresenta-se como potencial aplicação para agricultura de precisão, mas,  
22 seu uso ainda é limitado, seja pela quantidade de dados gerados ou pela natureza sofisticada da sua  
23 interpretação. Neste estudo amostras de solos de terras baixas foram amostradas em malha regular e  
24 analisadas por métodos químicos convencionais e via espectrorradiometria. O objetivo foi relacionar e  
25 modelar o primeiro conjunto de variáveis em função do segundo. O processo estatístico multivariado  
26 aplicado envolveu várias etapas: (1) análise fatorial; (2) análise das dependências; (3) análise de  
27 agrupamentos; (4) modelos de regressão. Cinco variáveis físico-químicas (Al, Ca, K, MO e P) foram  
28 modeladas com 90% da variância explicada em cada caso, para o maior agrupamento. Os resultados  
29 representam o começo de um possível processo de automação da etapa de pré-cultivo.

30  
31 **PALAVRAS-CHAVE:** banco de dados, espectrorradiometria, pedologia, mineração de dados.

32  
33 **SPECTRORADIOMETRY IN PRECISION AGRICULTURE: CASE STUDY IN LOWLAND**  
34 **SOILS, CAPAO DO LEAO – RS, BRAZIL**

35  
36 **ABSTRACT:** Spectrorradiometry is a potencial application for precision agriculture, spite of restricted use,  
37 due to quantity of data and difficulty for interpretation. Samples of lowland solis were collected in this study  
38 according to regular grid, with determinations by conventional chemical methods and spectrorradiometry.  
39 Main idea was modeling the former data set as function of the later. Multivariate statistical methods applied  
40 included: (1) factor analysis; (2) dependence analysis; (3) cluster analysis; (4) regression analysis. Method  
41 (4) This is a potencial application for precision agriculture before planting. Five physicochemical variables  
42 (Al, Ca, K, MO and P) were modeled with 90% o explained variance in each case, for the greater group.  
43 Results represent the beginning of an automation process of stage before planting.

44  
45 **KEYWORDS:** databases, big data, spectrorradiometry, pedology.

46  
47 **INTRODUÇÃO:** Em escala global a Agricultura de Precisão (AP) relaciona-se ao aprimoramento e  
48 desenvolvimento de sensores, à automação de processos e formas de monitoramento, ao gerenciamento da  
49 informação e ao uso de ferramentas de sensoriamento remoto (ZHANG, WANG & WANG, 2002). Esses  
50 temas relacionam-se com a espectrorradiometria de reflectância (KARDEVÁN, 2007), ou simplesmente  
51 espectrorradiometria, técnica não destrutiva que pode ser calibrada para caracterizar materiais diversos, como  
52 minerais, solos ou vegetação, em laboratório ou campo, constituindo um ramo do sensoriamento remoto com  
53 forte aplicação em AP, porém, ainda pouco usado (SUNDAY RAY, 2016). Atualmente os  
54 espectrorradiômetros possuem elevada resolução espectral, permitindo abranger todo o espectro visível – NIR  
55 – SWIR, gerando milhares de registros para cada espectro, o que, considerando várias amostras por  
56 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  
13 **MATERIAL E MÉTODOS:** A área de estudo localiza-se nas coordenadas 31° 49' 12,34" S e 52° 27'  
14 57,78" O, em Planossolo Háplico conforme o sistema brasileiro de classificação de solos, onde predomina  
15 clima temperado quente (Cfa na classificação climática de Wilhelm Köppen). A área experimental foi  
16 tradicionalmente cultivada com arroz irrigado no sistema convencional, com sistema de rotação 3 anos  
17 (cultivo) x 2 anos (descanso). O solo foi amostrado conforme malha regular georreferenciada no período pré-  
18 cultivo, composta por 7 transectos equidistantes 15m e passo de amostragem de 15m, num total de 49  
19 pontos. As coletas foram realizadas em 2012, na profundidade 0 - 0,1 m e 0,1 – 0,2 m, por meio de pá-de-  
20 corte, sendo as amostras armazenadas em sacos plásticos e posteriormente secas ao ar, destorroadas e  
21 peneiradas para diâmetro inferior a 2,0 mm. As análises para teor de Al, Ca, K, Mg, P, matéria orgânica –  
22 MO, pH e textura foram realizadas nos laboratórios da Embrapa, Pelotas, RS. A reflectância das 98 amostras  
23 foi medida no laboratório de Espectrorradiometria, CEPSSRM, UFRGS, Porto Alegre, RS em 2013 com  
24 equipamento FieldSpec3 no intervalo de 350 nm a 2500 nm com resolução de 1 nm. Métodos estatísticos  
25 multivariados, como análise de agrupamentos, fatorial e de regressão, foram aplicados sobre os dados das  
26 amostras extraídas a 0,1 - 0,2 m, considerando o software SPSS®.

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

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

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

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

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

1 acumulou 95% da variância, e o FB2 4%, resultando somente 1% para todos os restantes 48 FBs. Á  
 2 continuação, se calcularam os  $\rho$  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 físicoquímicas 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 <sup>2</sup>
Al, cmol <sub>c</sub> .L <sup>-1</sup>	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 <sub>c</sub> .L <sup>-1</sup>	3, 5, 7, 8, 9, 11, 14, 17, 25, 27, 30, 31, 38, 39, 41 e 46	16	0,96
K, cmol <sub>c</sub> .L <sup>-1</sup>	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 <sup>-3</sup>	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. **Carpthian 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.