

## **Espectrorradiometria difusa: potencial e limitações na determinação de matéria orgânica e ferro total em solos transicionais**

Everson Cezar<sup>1</sup>  
Marcos Rafael Nanni<sup>1</sup>  
Carlos Antônio da Silva Júnior<sup>1</sup>  
Roney Berti de Oliveira<sup>3</sup>  
Aline Carvalho Gasparotto<sup>1</sup>  
Marcelo Luiz Chicati<sup>2</sup>  
Anderson Antônio da Silva<sup>1</sup>  
Franciele Romagnoli<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Estadual de Maringá – UEM  
Avenida Colombo, 1790 – Jardim Universitário – Maringá – PR – CEP 87020-900  
eversoncezar@yahoo.com.br  
marcos.nanni@gmail.com  
carlos-junior89@hotmail.com  
alinegaspa@hotmail.com  
anderson\_agrouem@hotmail.com  
franciele\_romagnoli@hotmail.com

<sup>2</sup> Universidade Estadual de Maringá – UEM  
Campus do Arenito – Rodovia PR 482, Km 45 – Cidade Gaúcha – PR – CEP 87820-000  
mlchicati@hotmail.com

<sup>3</sup> Universidade do Estado de Mato Grosso – UNEMAT  
Campus I, Rod. MT 208, Km 147 – Jardim Tropical – Alta Floresta – MT – CEP 78580-000  
roneybertioliveira@gmail.com

**Abstract:** With the development of national and international agriculture, society has been demanding new techniques and improvements for quantifying physical and chemical attributes in the production environment. This need is due to the high costs and the impact of wastes generated by the use of reagents to the environment. In view of that, the objective of this study is to evaluate the possibility of estimating, from its reflected energy, the percentage of total iron and organic matter in soil samples of the northwestern Paraná - Brazil. The sampling depths were 0-0.2 and 0.2-0.8 m. The sampling points were chosen based on a grid of 500 x 500m, which covered the entire work area, totaling 100 points for the superficial horizon and 100 points for the sub-superficial. Spectral readings were obtained in laboratory by FieldSpec 3 JR sensor in the range 350-2500 nm. The spectral curves of the samples were related with the attributes through the partial least squares regression (PLSR). The results obtained during the calibration, cross-validation and prediction process for the attribute total iron were  $R^2$  above 0.91, correlation above 0.95. By contrast, organic matter presented  $R^2$  below 0.44. The correlation between the predicted and reference values were lower than 0.67. As a result, it is concluded that the findings of the present study demonstrated that only the total iron can be estimated in the studied and adjacent areas, formed by the same source materials and under the same forming conditions using the described techniques.

**Keywords:** multivariate analysis, spectral curve, reflectance, análise multivariada, curva espectral, reflectância.

### **1. Introdução**

Atualmente existe uma grande demanda por uma rápida predição de atributos químicos do ambiente de produção, os quais são empregados no monitoramento

ambiental, avaliação da qualidade do solo, agricultura de precisão entre outros (Cohen et al. 2005). Uma das alternativas que vem sendo estudada, com o intuito de contornar limitações como poluição ambiental e custos, diz respeito à substituição dos atuais métodos de laboratório pela espectroscopia de reflectância difusa (DRS). Segundo Viscarra Rossel et al. (2006) tal técnica é mais rápida e eficiente em relação as técnicas empregadas quando um grande número de análises e amostras são requeridos. No entanto, a utilização de dados espectrais para quantificação dos atributos do solo necessita do apoio de técnicas de análise multivariada, as quais são empregadas para discriminar a resposta dos atributos do solo a partir das características espectrais (Viscarra Rossel et al., 2006).

Dos métodos atualmente disponíveis a regressão pelos mínimos quadrados parciais (PLSR) tem se destacado, uma vez que seu emprego no estudo das características físicas, química e biológicas dos solos tem apresentado resultados promissores (Lee et al. 2010), além de permitir a avaliação de um grande conjunto de dados. A técnica PLSR aproveita a correlação que existe entre os espectros e o solo, assim, os vetores espectrais resultantes estão diretamente relacionados com os atributos do solo (Geladi and Kowalski 1986). A vantagem desta técnica é que ela lida com a multicolinearidade, é robusta em termos de ruído de dados e de valores perdidos (Viscarra Rossel et al. 2006).

Desta forma tem-se a seguinte questão: Será a técnica PLSR juntamente com o espectro do solo capaz de estimar os atributos físicos e químicos em ambientes de produção brasileiro, de tal maneira que possa substituir as técnicas analíticas tradicionais? Portanto, o objetivo deste trabalho foi verificar a possibilidade de predição dos atributos matéria orgânica e ferro total a partir do emprego de tais técnicas em solos heterogêneos da região noroeste paranaense (Paraná-Brasil), os quais têm sido empregados em grande parte na produção intensiva de matéria prima para biocombustível.

## 2. Metodologia de Trabalho

A área de estudos localiza-se no município de Lobato, região noroeste paranaense - Brasil, delimitada pelas coordenadas geográficas 22°57'19'' a 22°52'59'' latitude sul e 52°3'47'' a 51°59'0.7'' longitude oeste, apresentando dimensão de 2.500 ha. A altitude média dessa área é de 450 m, tendo como referência o marégrafo de Imbituba. O clima da região é classificado, segundo Köppen (1948), como Cfa, sendo subtropical úmido mesotérmico com verões quentes e geadas menos frequentes que em outras regiões do Estado, com tendências de concentração das chuvas nos meses de verão sem estação seca definida. As classes de solo encontradas, de acordo com SiBCS (Embrapa 2006), foram Latossolos Vermelhos, Nitossolos Vermelhos, Argissolos Vermelhos, Cambissolos Háplicos e Neossolos Quartzarênicos (Nanni et al. 2010). Para as análises laboratoriais e espectrais foram coletadas 200 amostras de solo, 100 do horizonte superficial (0-0,2 m) e 100 do subsuperficial (0,2-0,8 m), com base em um *grid* de 500 x 500 m, que foi formado por 100 pontos e recobria 2.500 ha. Desse total, 28 % encontravam-se localizados em área de mata e próximos a rios, enquanto 72 % encontravam-se em área com cultivo de cana-de-açúcar.

Após a coleta, cada amostra de solo foi dividida em duas partes, sendo uma utilizada para caracterização química e a outra, para leitura espectral. O teor de carbono orgânico empregado na determinação da quantidade de matéria orgânica e o  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  foram obtidos, conforme Embrapa (1997). As amostras destinadas à leitura espectral foram secas em estufa à temperatura de 45 °C por 24 h, moídas e peneiradas (malha 2 mm) para homogeneização do tamanho de partícula e redução dos efeitos da umidade e

rugosidade (Epiphânio et al. 1992). Posteriormente, foram dispostas em placa de Petri com 9 cm de diâmetro e 1,5 cm de altura para serem submetidas à leitura espectral conforme metodologia descrita por Fiorio et al. (2010).

Para desenvolver os modelos estatísticos referentes às propriedades do solo, o total de amostras (200) foi dividido aleatoriamente em dois conjuntos. Um conjunto formado por 150 amostras (conjunto de calibração) foi utilizado para desenvolver equações de predição enquanto outro conjunto formado por 50 amostras (conjunto de validação) foi empregado na validação dos modelos de predição. Os modelos de calibração multivariados foram calculados por regressões pelos mínimos quadrados parciais (PLSR) usando Unscrambler version 10.3 (CAMO, Inc., Oslo, Norway). Os dados espectrais foram pré-processados para melhorar a estabilidade dos modelos de regressão, como preconizado por Lee et al. (2010).

A habilidade preditiva dos modelos de calibração foi avaliada por meio do cálculo do coeficiente de determinação ( $R^2$ ), da raiz quadrada do erro médio (RMSEC para calibração, RMSECV para validação cruzada e RMSEP para predição), do erro padrão (SEC para calibração, SECV para validação cruzada e SEP para predição), do erro sistemático (BIAS) e do desvio residual de previsão (RPD), como descrito por Acqui et al. (2010) e Zelikman and Carmina (2013). O RPD tem sido utilizado como um indicador útil da precisão esperada das predições PLS. Para uma qualidade de desempenho analítico, deve ser de no mínimo 3 para aplicações agrícolas, (Janik et al. 2007), enquanto RPDs entre 2 e 3 são considerados “bons”, 1.5 a 2 como médio e < que 1.5 como pobre (Acqui et al. 2010).

### 3. Resultados e Discussão

Os resultados analíticos evidenciaram que as cinco classes de solo apresentaram teores médios de matéria orgânica acima de 20 g kg<sup>-1</sup> no horizonte de superfície (A). A classe Latossolo Vermelho foi a que apresentou maior concentração (41 g kg<sup>-1</sup>), sendo seguida pelo Argissolo Vermelho (36 g kg<sup>-1</sup>), Nitossolo Vermelho (26 g kg<sup>-1</sup>), Cambissolo Háptico e Neossolo Quartzarênico, ambos com 20 g kg<sup>-1</sup>. O Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> foi encontrado em maior concentração nos horizontes subsuperficiais, assumindo valores médios superiores a 100 g kg<sup>-1</sup>, exceto para o Neossolo Quartzarênico. Os maiores valores nos horizontes de subsuperfície encontram-se relacionados à geologia regional, onde o basalto da Formação Serra Geral encontra-se recoberto pelo arenito do Grupo Caiuá, que é pobre em ferro.

Nas porções mais altas, onde normalmente foram encontrados solos de origem basáltica a concentração de ferro total foi maior (Tabela 1). Os valores de desvio padrão encontrados para a matéria orgânica em todas as classes de solo, embora não sejam elevados (valor máximo de 15,29), demonstram a variação ocorrida para este atributo entre as amostras. Isso ocorre em face de que parte das amostras de solo foram retiradas em áreas de mata (28%), enquanto a maior parte (72%) em áreas com cultivo de cana de açúcar. Os dados apresentados no Tabela 1 demonstram variação média de 0,4 g kg<sup>-1</sup> até 41 g kg<sup>-1</sup>, dependendo do horizonte e da classe de solo em questão.

**Tabela 1** Média e desvio-padrão dos atributos determinados para as classes Latossolo Vermelho (LV), Argissolo Vermelho (PV), Nitossolo Vermelho (NV), Cambissolo Háplico (CX) e Neossolo Quartzarênico (RQ)

| Classe de solo <sup>(1)</sup> | Hor. <sup>(2)</sup> | N <sup>(3)</sup> | MO <sup>(4)</sup> | Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> <sup>(5)</sup> | Desvio padrão |                                |
|-------------------------------|---------------------|------------------|-------------------|---|---------------|--------------------------------|
|                               |                     |                  |                   |   | M.O           | Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> |
| LV                            | A                   | 58               | 41                | 100,8   | 14,22         | 57,05                          |
|                               | Bw                  | 58               | 8                 | 111,8   | 14,39         | 53,87                          |
| PV                            | A                   | 29               | 36                | 172,1   | 0,61          | 37,66                          |
|                               | Bt                  | 29               | 26                | 180,6   | 0,43          | 38,90                          |
| NV                            | A                   | 8                | 26                | 214,7   | 11,10         | 39,70                          |
|                               | B                   | 8                | 7                 | 239,9   | 15,29         | 36,60                          |
| CX                            | A                   | 4                | 20                | 187,2   | 0,70          | 59,23                          |
|                               | Bi                  | 4                | 11                | 205,86  | 0,31          | 61,47                          |
| RQ                            | A                   | 1                | 20                | 28,2  | -             | -                              |
|                               | C                   | 1                | 0,4               | 39,6  | -             | -                              |

<sup>(1)</sup> Nomenclatura determinada por Embrapa (2006); <sup>(2)</sup> Hor.: horizonte; <sup>(3)</sup> N: número de amostras; <sup>(4)</sup> Matéria orgânica e <sup>(5)</sup> Ferro total

Os modelos de predição determinados por meio de PLSR para os solos da área de estudo durante o estágio de calibração apresentaram bons resultados. Os parâmetros estatísticos empregados na avaliação dos mesmos mostraram que embora se trate de uma região transicional onde as classes de solo são formadas por material retrabalhado advindos de diversas regiões, é possível se obter dados analíticos que se aproximem daqueles determinados em laboratório. A Tabela 2 a seguir demonstra a estatística multivariada de calibração obtida para os solos analisados.

**Tabela 2** Estatística de calibração para os parâmetros físicos e químicos das amostras de solo

| Atributos                                   | n <sup>3</sup> | R <sup>2</sup> <sub>calc</sub> <sup>4</sup> | RMSEC <sup>5</sup> | SEC <sup>6</sup> | BIAS <sup>7</sup>     | r <sup>8</sup> | RPD <sup>9</sup> | Equação Linear      |
|---|----------------|---|--------------------|------------------|-----------------------|----------------|------------------|---------------------|
| M.O <sup>1</sup>                            | 150            | 0,44  | 5,82               | 5,84             | -1,63e <sup>-06</sup> | 0,67           | 1,3              | Y=7,122243+0,443156 |
| Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> <sup>2</sup> | 150            | 0,91  | 16,69              | 16,75            | -1,66e <sup>-05</sup> | 0,95           | 3,3              | Y=10,15727+0,906426 |

<sup>1</sup>Matéria orgânica; <sup>2</sup>Ferro total; <sup>3</sup>número de amostras utilizada para realizar a calibração; <sup>4</sup>coeficiente de determinação da calibração; <sup>5</sup>raiz quadrada do erro médio de calibração; <sup>6</sup>erro padrão de calibração; <sup>7</sup>erro sistemático na calibração; <sup>8</sup>coeficiente de correlação; <sup>9</sup>desvio residual de previsão.

O maior valor de coeficiente de determinação foi encontrado para o ferro total, bem como o valor de RMSEC cujo valor é semelhante ao obtido por Cozzolino and Moron (2003). Outro parâmetro importante utilizado na avaliação dos modelos de predição durante a fase de calibração foi o BIAS. Os valores encontrados foram insignificantes, indicando que houve uma distribuição aleatória dos pontos sobre a linha de regressão, não havendo desta forma tendenciosidade. O RPD 3.3 para o ferro total demonstrando que o modelo apresentou grande potencial para medida.

Por outro lado, o da matéria orgânica obteve valor de 1,3, sendo considerado pobres para estimativa deste atributos. O grau de previsibilidade dos modelos de predição dos atributos do solo gerados durante a etapa de calibração, assim como o melhor número de fatores PLSR a ser empregado, foi testado por meio da validação cruzada. A relação entre as variáveis preditoras (reflectâncias) e preditas (atributos) foi mais bem explicada quando utilizados os modelos contendo: 4 fatores para matéria orgânica e 9 fatores para o ferro total. Os resultados da estatística multivariada obtidos na fase de validação cruzada dos modelos de predição são apresentados no Tabela 3 a seguir.

**Tabela 3** Estatística de validação cruzada para os parâmetros físicos e químicos das amostras de solo

| Atributos                                     | $n^3$ | $R^2_{\text{calc}}^4$ | RMSECV <sup>5</sup> | SECV <sup>6</sup> | BIAS <sup>7</sup> | $r^8$ | RPD <sup>9</sup> | Equação Linear       |
|---|-------|-----------------------|---------------------|-------------------|-------------------|-------|------------------|----------------------|
| M.O. <sup>1</sup>                             | 150   | 0,40                  | 6,06                | 6,09              | 0,029             | 0,63  | 1,3              | $Y=7,484839+0,4170$  |
| Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> . <sup>2</sup> | 150   | 0,82                  | 23,38               | 23,46             | 0,042             | 0,91  | 2,3              | $Y=11,243413+0,8968$ |

<sup>1</sup>Matéria orgânica; <sup>2</sup>Ferro total; <sup>3</sup>número de amostras utilizada para realizar a validação cruzada;

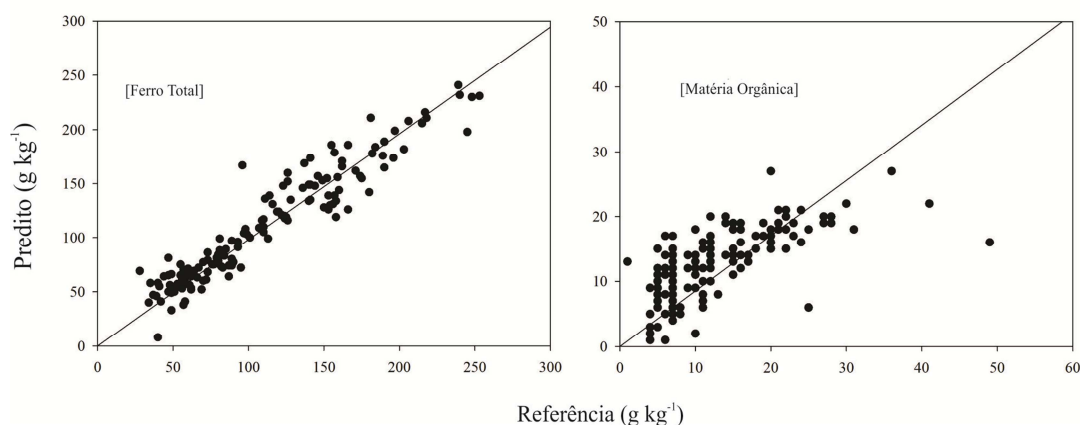
<sup>4</sup>coeficiente de determinação da validação cruzada; <sup>5</sup>raiz quadrada do erro médio da validação cruzada;

<sup>6</sup>erro padrão da calibração cruzada; <sup>7</sup>erro sistemático da calibração cruzada; <sup>8</sup>coeficiente de correlação;

<sup>9</sup>Desvio residual de previsão.

O ferro total apresentou maior valor de coeficiente de determinação durante a fase de validação cruzada, com 0,82 (Tabela 3). A menor correlação entre os atributos preditos e de referência ocorreu para a matéria orgânica, igual a 0,63. Os valores de RPD de 2,3 para o ferro total demonstrou que o modelo obtido durante a validação cruzada foi considerado bom, comparado com o da matéria orgânica, que foi pobre, obtendo valor igual a 1,3. Esses resultados são corroborados através dos gráficos de dispersão apresentados pela Figura 1. Por meio da distribuição de pontos, pode se observar a presença de valores distantes da reta 1:1, para a matéria orgânica.

Esse comportamento se deve à presença de valores extremos encontrados na área de estudo (outliers), os quais não foram eliminados durante a geração dos modelos em função de serem os reais valores de atributos presentes nas amostras de solo, principalmente aquelas amostradas em ambiente de mata. A variação obtida para os teores médios de matéria orgânica (valores de referência) foi elevada, apresentando valor mínimo igual a 0,4 g kg<sup>-1</sup> e máximo igual a 41 g kg<sup>-1</sup>.



**Figura 1.** Relação entre teores de matéria orgânica e ferro total medidos por procedimento padrão em laboratório e preditos por espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR durante a fase de validação cruzada. A linha 1:1 é indicada em cada figura.

A predição dos teores de matéria orgânica se tornam ineficientes devido ao estágio de decomposição que contribuiu para a dificuldade em sua estimação a partir de dados espectrais. Segundo Stoner (1979) e Ben-Dor and Banin (1995), materiais mais decompostos, como aqueles presentes nas matas (28 % das amostras), apresentam menor variação espectral e baixa reflectância em relação a aqueles menos decompostos (72% das amostras), presentes em áreas de cultivo. Além disso, ficou evidente que os modelos de calibração cross validados para o atributo matéria orgânica não foram grandes o suficiente para capturar a importante variabilidade dos dados.

Essa afirmação é corroborada pelo baixo número de fatores encontrados para este atributo, concordando com o descrito por Sorensen and Dalsgaard (2005). Com o intuito

de se avaliar a real capacidade dos modelos de predição na estimativa de atributos do solo, os mesmos foram testados com um conjunto de dados espectrais diferente daquele empregado na fase de calibração e validação cruzada. Os resultados da estatística multivariada para predição são apresentados na Tabela 4 a seguir.

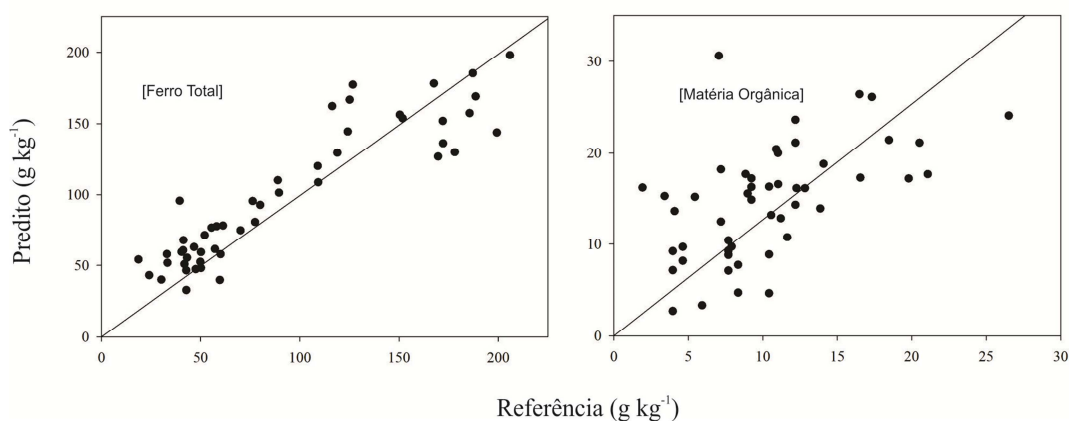
**Tabela 4:** Estatística de predição para os parâmetros físicos e químicos das amostras de solo

| Atributos                                   | $n^3$ | $R^2_{calc}^4$ | RMSEP <sup>5</sup> | SEP <sup>6</sup> | BIAS <sup>7</sup> | $r^8$ | RPD <sup>9</sup> | Equação Linear         |
|---|-------|----------------|--------------------|------------------|-------------------|-------|------------------|------------------------|
| M.O <sup>1</sup>                            | 50    | 0,31           | 6,88               | 10,19            | 4,2581            | 0,55  | 0,75             | $Y=7,667517+0,6695659$ |
| Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> <sup>2</sup> | 50    | 0,84           | 23,81              | 26,80            | 6,7601            | 0,91  | 2,4              | $Y=27,077883+0,777249$ |

<sup>1</sup>Matéria orgânica; <sup>2</sup>Ferro total; <sup>3</sup>número de amostras utilizada para realizar a predição; <sup>4</sup>coeficiente de determinação da predição; <sup>5</sup>raiz quadrada do erro médio da predição; <sup>6</sup>erro padrão da predição; <sup>7</sup>erro sistemático da predição; <sup>8</sup>coeficiente de correlação; <sup>9</sup>Desvio residual de previsão.

Assim como descrito anteriormente nas etapas de calibração e validação cruzada, foi observado que o ferro total foi o atributo que apresentou melhor capacidade de estimativa, assim como, uma melhor correlação entre os atributos estimados pela técnica PLSR associada à espectrorradiometria e aqueles determinados em laboratório por meio de técnicas analíticas tradicionais. O coeficiente de determinação igual a 0,84 para o ferro foi superior ao encontrado por Awiti et al. (2008) e Sankey et al. (2008) e Acqui et al. (2010).

A matéria orgânica embora tenha apresentado valor igual 6,88 de RMSEP assim como erro sistemático de predição baixo, obteve coeficiente de determinação e de correlação insatisfatório, ficando abaixo daqueles alcançados por Cohen et al. (2005) e Bilgili et al. (2010). O RPD encontrado o ferro total foi igual a 2,4 demonstrando assim a qualidade dos modelos, e um grande potencial nas medidas de predição, segundo Acqui et al. (2010). Resultado contrário foi encontrado para a matéria orgânica, o qual apresentou RPD igual a 0,75. A seguir são apresentados os gráficos de dispersão (Figura 2), os quais demonstram haver proximidade entre os resultados e a reta 1:1 quando considerados os atributos ferro total e matéria orgânica.



**Figura 2.** Relação dos valores de ferro total e matéria orgânica medidos por procedimento padrão em laboratório e preditos por espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR durante a fase de predição. A linha 1:1 é indicada em cada figura.

Os resultados de correlação obtidos entre os valores de referência e preditos foram superiores para o ferro total (0,91), concordando com aqueles obtidos na fase de calibração e cross validação, demonstrando mais uma vez, a real possibilidade de predição dos mesmos por meio do uso de espectrorradiometria difusa associada à

técnica PLSR. Contrariamente, a correlação para o atributo matéria igual (0,55) foi fraca, indicando a falta de ajustamento dos modelos ao conjunto de dados.

#### 4. Conclusão

Os modelos de predição calibrados e cross validados apresentaram melhores resultados estatísticos para o atributo ferro total. O melhor resultado de estimativa obtido durante a fase de validação ocorreu para ferro total, demonstrando desta forma, que o modelo de predição foi capaz de capturar a variabilidades dos dados.

Os modelos PLSR gerados em todas as etapas mostraram-se robustos e sem tendenciosidade, obtendo valor de BIAS geralmente baixo para ambos os atributos.

É possível estimar ferro total a partir do emprego de espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR, mesmo em regiões com solos heterogêneos como a do noroeste paranaense;

#### Referências Bibliográficas

- Acqui, L. P., Pucci, A., & Janik, L. J. (2010). Soil properties prediction of western Mediterranean islands with similar climatic environments by means of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. **European Journal of Soil Science**, doi: 10.1111/j.1365-2389.2010.01301.x
- Awiti, A. O., Walsh, M. G., Shepherd, K. D., & Hinyamario, J. (2008). Soil condition classification using infrared spectroscopy: A proposition for assessment of soil condition along a tropical forest-cropland chronosequence. **Geoderma**, doi: 10.1016/j.geoderma.2007.08.021
- Ben-Dor, E., & Banin, A. (1995). Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, doi: 10.2136/sssaj1995.03615995005900020014x
- Bilgili, A. V., van Es, H. N., Akbas, F., Durak, A., & Hively, W. D. (2010). Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. **Journal of Arid Environments**, doi: 10.1016/j.jaridenv.2009.08.011
- Buddenbaum, H., & Steffens, M. (2012). The effects of spectral pretreatments on chemometric analyses of soil profiles using laboratory imaging spectroscopy. **Applied and Environmental Soil Science**, doi: 10.1155/2012/274903
- Cohen, M. J., Prenger, J. P., & Debusk, W.F. (2005). Visible-Near infrared reflectance spectroscopy for rapid, non-destructive assessment of wetland soil quality. **Journal of Environmental Quality**, 34(4),1422–1434.
- Cozzolino, D., & Morón, A. (2003). The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyse soil chemical and physical characteristics. **Journal of Agricultural Sciences**, doi: 10.1017/S0021859602002836
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). (1997) **Manual de métodos de análises de solo**, Rio de Janeiro: EMBRAPA.
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). (2006). **Sistema brasileiro de classificação de solos**, Brasília: EMBRAPA.
- Epiphânio, J. C. N., Formagio, A. R., Valeriano, M. M., & Oliveira, J. B. (1992). **Comportamento espectral dos solos do estado de São Paulo**. <http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.19.05.42.50/doc/publicacao.pdf>. Accessed 5 January 2014.

Fiorio, P. R., Demattê, J. A. M., Nanni, M. R., & Formaggio, A. R. (2010). Spectral differentiation among soils using spectral data from laboratory and orbital sensor. **Bragantia**, doi: 10.1590/S0006-87052010000200025

Geladi, P., & Kowalski, B. R. (1986). Partial least-squares regression: a tutorial. **Analytica Chimica Acta**, doi: 10.1016/0003-2670(86)80028-9

Janik, L. J., Merry, R. H., & Forrester, S. T. (2007). Rapid prediction of soil water retention using mid infrared spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, doi: 10.2136/sssaj2005.0391

Köppen, W. M. (1948). Climatologia: Con un studio de los climas de la terra. México: **Fondo de Cultura Económica**.

Lee, K. S., Lee, D. H., Sudduth, K. A., Chung, S. O., Kitchen, N. R., & Drummond, S. T. (2009). Wavelength identification and diffuse reflectance estimation for surface and profile soil properties. **Transactions of the ASABE**, doi: 10.13031/2013.27385

Lee, K. S., Sudduth, K. A., Drummond, T. S., Lee, D. H., Kitchen, N. R., & Chung, S. O. (2010). Calibration methods for soil property estimation using reflectance spectroscopy. **Transactions of the ASABE**, doi: 10.13031/2013.30059

Nanni, M. R., Cezar, E., Chicati, M. L., Hata, F. T., Oliveira, R. B., & Demattê, J. A. (2010). Landscape unit discrimination for pedological surveys by orbital spectral response. **Acta Scientiarum. Agronomy**, doi: 10.4025/actasciagron.v32i3.6144

Sankey, J. B., Brown, D. J., Bernard, M. L., & Lawrence, R. L. (2008). Comparing local vs. global visible and near-infrared (VisNIR) diffuse reflectance spectroscopy (DRS) calibrations for the prediction of soil clay, organic C and inorganic C. **Geoderma**, doi: 10.1016/j.geoderma.2008.09.019

Sorensen, L. K., & Dalsgaard, S. (2005). Determination of clay and other soil properties by near infrared spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, doi: 10.2136/sssaj2005.0159

Stoner, E. R. (1979). **Physicochemical, site and bi-directional reflectance factor characteristics of uniformly moist soils**. West Lafayette, 132f. Thesis (PhD in Soil Science) - Purdue University.

Viscarra-Rossel, R. A., Walvoort, D. J. J., Mcbratney, A. B., Janik, L. J., & Skjemstad, J. O. (2006). Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, doi: 10.1016/j.geoderma.2005.03.007

Zelikman, E., & Carmina, E. (2013). The spectral response characteristics of the soils and their possible estimation by using partial least square regression (PLSR) analysis. **International Journal of Geomatics and Geosciences**, 3(3), 438-453.

Zornoza, R., Guerrero, C., Mataix-Solera, J., Scow, K. M., Arcenegui, V., & Mataix-Beneyto, J. (2008). Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils. **Soil Biology and Biochemistry**, doi: 10.1016/j.soilbio.2008.04.003