

**Universidade de São Paulo  
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Diagnóstico hiperespectral da relação textural entre horizontes de  
solo: construindo índices**

**Arnaldo Barros e Souza**

Dissertação apresentada para obtenção do título de  
Mestre em Ciências. Área de concentração: Solos e  
Nutrição de Plantas

**Piracicaba  
2015**

**Arnaldo Barros e Souza**  
**Engenheiro Agrônomo**

**Diagnóstico hiperespectral da relação textural entre horizontes de solo:  
construindo índices**

Orientador:  
Prof. Dr. **JOSÉ ALEXANDRE MELO DEMATTÊ**

Dissertação apresentada para obtenção do título de  
Mestre em Ciências. Área de concentração: Solos e  
Nutrição de Plantas

**Piracicaba**  
**2015**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP**

Souza, Arnaldo Barros e

Diagnóstico hiperespectral da relação textural entre horizontes de solo: construindo índices / Arnaldo Barros e Souza. - - Piracicaba, 2015.  
127 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Índice Espectral de Relação Textural (IERT) 2. Pedologia 3. Atributo diagnóstico  
4. VisNIR-SWIR 5. MidIR ACP 6. CP-AFD 7. PLSR I. Título

CDD 631.44  
S726d

**"Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor"**

À minha Família, que me ensinou a  
sonhar e acreditar nos meus  
sonhos, que me ensinou a ser  
quem sou.

**DEDICO!**



## AGRADECIMENTOS

À Deus, pelo dom da Vida, pela Família maravilhosa em que me permitiu crescer e ser educado e por cada pessoa que colocou no meu caminho para me ensinar a ser quem sou hoje.

Aos meus Pais, Rosivalda Farias Barros e André Luis Banhos e Souza, e meus irmãos, Andrisa e Márcio, André, Reinaldo, Fábio e Sérgio pelo amor, atenção, carinho e apoio incondicionais com que pude e posso contar em todos os momentos da minha Vida.

À minha inestimável amiga, companheira e noiva Rayanne Teixeira pelo amor, carinho, apoio e compreensão com que sempre posso contar, pelos risos e choros compartilhados, por tudo o que conquistamos e ainda vamos conquistar juntos.

Às minhas avós Iolanda Banhos e Antônia Farias, aos meus tios e tias, primos e primas que acreditaram em mim e não mediram esforços para me apoiar na conquista deste sonho.

Ao amigo Luis Gustavo e toda a família Bedin, pelo apoio e amizade inestimáveis e indelévels que me proporcionaram.

À Danilo Jefferson Romero, pela inestimável amizade e apoio com que sempre pude contar.

À Marcus Sato, Bruna Gallo, Karina Marques, Luiz Gonzaga, Clécia Cristina, João Brasileiro, Caio Fongaro e Emmily Vidoi (GeoCiS), pela amizade e troca de experiências, pelos momentos de estudos e de descontração.

Ao meu Orientador, Prof. Dr. Alexandre Demattê pela amizade, ensinamentos, cobranças e, acima de tudo, por acreditar no meu trabalho.

Ao Amigo e Professor Norberto Noronha pelos ensinamentos, incentivo e amizade com que sempre pude contar e por acreditar no meu trabalho.

Aos caros professores Dr. Pablo Vidal-Torrado, Dr. Peterson Fiório, Dr. Rubens Ângulo Filho, Dr. Paulo J. Ribeiro Jr., Dr. Carlos Dias, Dr. Reinaldo Alleoni pelos conhecimentos transmitidos durante o curso das disciplinas.

Ao coordenador, Prof. Dr. Álvaro Pires e ao programa de Pós-Graduação em “Solos e Nutrição de Plantas”, e ao Laboratório de “Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento Aplicado a Solos e Uso da Terra” do Departamento de Ciência do Solo (LSO) da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ), da Universidade de São Paulo (USP), pela disponibilização da infraestrutura necessária para o desenvolvimento dos estudos.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPq, pela provisão da bolsa de estudos.

**Muito Obrigado!**

About the future of Soil Science:

“[...] but the perhaps it doesn't need money. We need time however and lots of it, because it requires deep thought. This is where the breakthroughs occur. [...] We need to spend much more time thinking [...].”

Alex McBratney – in: The Future of Soil Science, 2006.





## SUMÁRIO

RESUMO.....	11
ABSTRACT .....	13
LISTA DE FIGURAS .....	15
LISTA DE TABELAS .....	21
1 INTRODUÇÃO .....	23
2 MATERIAL E MÉTODOS.....	29
2.1 Caracterização da área de estudo .....	29
2.2 Coleta e processamento de amostras de solo .....	30
2.3 Análises laboratoriais tradicionais e coleta de dados espectroscópicos (VisNIR-SWIR-MidIR).....	31
2.3.1 Análises tradicionais .....	31
2.3.2 VisNIR-SWIR .....	31
2.3.3 MidIR .....	32
2.4 Cálculo e classificação da relação textural (RT) .....	34
2.5 Pré-processamento dos dados espectrais .....	35
2.6 Análise exploratória dos dados .....	35
2.7 Análise descritiva das assinaturas espectrais.....	35
2.8 Análise de Componentes Principais (ACP).....	38
2.9 Análise de Funções Discriminantes (AFD).....	39
2.10 Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR) .....	39
2.10.1 PLSR com componentes principais .....	39
2.10.2 Índices Espectrais para Relação Textural (IERT) .....	41
3 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....	43
3.1 Análise exploratória dos dados .....	43
3.1.1 Atributos estatísticos básicos.....	43
3.1.2 Normalidade .....	46
3.2 Análise qualitativa das curvas espectrais.....	48
3.2.1 Feições de absorção e morfologia das curvas espectrais .....	48
3.2.2 Comportamento espectral dos horizontes do solo e a relação textural .....	52
3.3 Análise de Componentes Principais (ACP).....	67
3.3.1 Distribuição da variância explicada.....	67
3.3.2 Caracterização dos componentes principais .....	69

3.4 Análise de Funções Discriminantes (CP-AFD).....	79
3.4.1 Distâncias generalizadas .....	79
3.4.2 Funções discriminantes.....	82
3.4.3 Taxas de erros e incertezas das alocações .....	88
3.5 Regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) .....	94
3.5.1 PLSR com componentes principais.....	94
3.5.2 PLSR com índices espectrais para relação textural .....	97
4 CONCLUSÕES .....	103
REFERÊNCIAS .....	105
ANEXOS.....	111

## RESUMO

### Diagnóstico hiperespectral da relação textural entre horizontes de solo: construindo índices

A adoção de medidas afinadas à conservação do solo não é apenas uma necessidade, há muito passou a ser estratégico desenvolver técnicas que preencham as lacunas de informação e maximizem o uso adequado do solo. A diferenciação textural entre horizontes de solos é um dos principais aspectos a ser considerado quando do planejamento do uso do solo, pois se relaciona estreitamente com fatores como o enraizamento, a percolação e disponibilidade de água e a susceptibilidade dos solos à erosão. Diante disso, objetivou-se desenvolver Índices Espectroscópicos de Relação Textural (IERT) que estabeleçam quantitativamente o grau de diferenciação textural em perfis de solos via espectroscopia VisNIR-SWIR (350-2.500 nm) e MidIR (4000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ). Foram utilizados dados espectrais de 150 perfis de solos descritos morfologicamente pertencentes a nove municípios das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. Três modelos espectrais, VisNIR-SWIR, MidIR e VisNIR-SWIR-MidIR foram associados aos teores analíticos de matéria orgânica dos horizontes A e B, totalizando nove modelos, afim de se verificar o potencial daqueles puramente espectrais. Todos os modelos foram estudados por análises de funções discriminantes (CP-AFD) e regressão por mínimos quadrados (PLSR). A construção dos IERT's, num total de 15, cinco para cada modelo espectral, considerou a diferença de reflectância em bandas específicas ou associações entre elas, as quais foram selecionadas com base no estudo qualitativo e quantitativo das curvas espectrais. De modo geral, a diferenciação entre horizontes é ditada pelas regiões espectrais associadas principalmente aos óxidos de Fe, minerais de argila e quartzo. É possível determinar o grau de diferenciação textural entre horizontes de perfis de solos com excelente acurácia através de dados espectrais com taxa de acerto global de até 100 %,  $R^2$  de 0,76 a 0,82 e RPD de 2,02 a 2,35 nos modelos puramente espectrais, com destaque à região MidIR. O uso de IERT's produz bons a excelentes resultados, com  $R^2$  de 0,71 a 0,80 e RDP de 1,84 a 2,21 para os melhores índices de cada região espectral. O uso de índices espectrais reduz a dependência de métodos estatísticos avançados e dá suporte ao desenvolvimento de equipamentos óticos que trabalhem em regiões espectrais específicas, reduzindo custos e maximizando a aplicabilidade da técnica. Estudos abrangentes e exaustivos são indispensáveis antes que novos métodos como este se estabeleçam, particularmente em ciência do solo, na qual o objeto de estudo é, por natureza, complexo e intrigante.

Palavras-chave: Índice Espectral de Relação Textural (IERT); Pedologia; Atributo diagnóstico; VisNIR-SWIR; MidIR ACP; CP-AFD; PLSR



## ABSTRACT

### **Hyperspectral diagnostic of textural ratio between soil horizons: building indices**

The adoption of measures related to soil conservation is not only a necessity, long it has become strategic to develop techniques that meet the information deficits and maximize the appropriate use of land. The textural differentiation between soil horizons is one of the main aspects to be considered dealing with land use planning as it closely relates to factors such as rooting, percolation and water availability and the susceptibility of soils to erosion. Therefore, it was aimed to develop Spectral Textural Ratio Indices (STRI) that quantitatively establish the degree of textural differentiation in soil profiles through VisNIR-SWIR (350-2500 nm) and MidIR (4000-400 cm<sup>-1</sup>) spectroscopy. Spectral data of 150 soil profiles morphologically described belonging to nine municipalities in the Southeast and Midwest of Brazil were used. Three spectral models, VisNIR-SWIR, MidIR and VisNIR-SWIR-MidIR were associated with analytical organic matter content of the A and B horizons, comprising nine models in order to verify the potential of those purely spectral. All models were studied by discriminant functions analysis (CP-DFA) and Partial Least Square Regression (PLSR). The construction of the STRIs, a total of 15, five for each spectral model, considered the reflectance difference in specific bands or associations between them, which were selected based on the qualitative and quantitative study of spectral curves. In general, the differentiation between horizons is dictated primarily by spectral regions associated with iron oxides, clay minerals and quartz. It is possible to determine the degree of textural differentiation between soil profile horizons with great accuracy through spectral data with overall accuracy rate of up to 100%, R<sup>2</sup> from 0.76 to 0.82 and RPD from 2.02 to 2.35 in the purely spectral models, with emphasis on MidIR region. The use of STRIs produces good to excellent results, with R<sup>2</sup> ranging from 0.71 to 0.80 and RPD ranging from 1.84 to 2.21 for the best rates of each spectral region. The use of spectral indices reduces reliance on advanced statistical methods and supports the development of optical devices that work in specific spectral regions, reducing costs and maximizing the applicability of the technique. Large and exhaustive studies are imperatives before new methods like this are established, particularly in soil science, in which the object of study is by nature complex and intriguing.

**Keywords:** Spectral Textural Ratio Indices (STRI); Pedology; Diagnostic attribute; VisNIR-SWIR; MidIR; PCA; PC-DFA; PLSR



## LISTA DE FIGURAS

- Figura 1 - Mapa de localização geográfica dos municípios onde foram descritos os perfis de solo.....30
- Figura 2 - Geometria de aquisição de dados espectrais VisNIR-SWIR.....32
- Figura 3 - Espectrorradiômetro MidIR .....33
- Figura 4 – Feições de absorção na região espectral VisNIR-SWIR (350 – 2.500 nm) .....36
- Figura 5 – Feições de absorção na região espectral MidIR (4000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) .....37
- Figura 6 - Distribuição de frequência dos teores de argila dos horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solo das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil. Os valores no eixo “x” correspondem ao limite superior de cada classe de frequência. ....44
- Figura 7 - Distribuição de frequência dos valores de relação textural (RT) e dos teores de matéria orgânica dos horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solo das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil. Os valores no eixo “x” correspondem ao limite superior de cada classe de frequência.....45
- Figura 8 – Representação gráfica da probabilidade normal dos dados de relação textural e dos teores de argila e matéria orgânica dos horizontes A e B de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-oeste do Brasil...47
- Figura 9 – Curvas espectrais (VisNIR-SWIR, 350 – 2.500 nm) e representação das regiões com bandas de absorção ligadas à atributos do solo e setas indicativas do aspecto das curvas de amostras de horizontes superficiais (A) e subsuperficiais (B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....49
- Figura 10 - Curvas espectrais (MidIR, 4.000-400  $\text{cm}^{-1}$ ) e representação das regiões com bandas de absorção ligadas à atributos do solo e setas indicativas do aspecto das curvas de amostras de horizontes superficiais (A) e subsuperficiais (B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....51
- Figura 11 - Reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa com



- representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque das bandas mais afetadas pela RT..... 53
- Figura 12 – Diferença de reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque dos valores das bandas mais afetadas pela RT..... 54
- Figura 13 - Reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura média com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque das bandas mais afetadas pela RT..... 55
- Figura 14 - Diferença de reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura média com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque dos valores das bandas mais afetadas pela RT. .... 56
- Figura 15 - Reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque das bandas mais afetadas pela RT..... 57
- Figura 16 - Diferença de reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque dos valores das bandas mais afetadas pela RT. .... 58

- Figura 17 - Coeficientes de correlação ( $r$ ) entre bandas espectrais VisNIR-SWIR (350 – 2.500 nm) e valores de relação textural de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. ....59
- Figura 18 - Reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural não significativa, significativa ou altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa.....60
- Figura 19 – Diferença de reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo.....61
- Figura 20 - Reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural não significativa, significativa ou altamente significativa de solos com horizonte A de textura média. ....62
- Figura 21 - Diferença de reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa e significativa de solos com horizonte A de textura média com representação das regiões de maior influência de atributos do solo.....63
- Figura 22 - Reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural não significativa, significativa ou altamente significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa. ....64
- Figura 23 - Diferença de reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa e significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo.....65
- Figura 24 - Coeficientes de correlação ( $r$ ) entre bandas espectrais MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) e valores de relação textural de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....66

- Figura 25 – Representação gráfica da variância explicada por cada componente principal (CP) resultante da análise dos dados de diferença de reflectância entre horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil..... 68
- Figura 26 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição dos três primeiros componentes principais (CP) (66, 19 e 11 % da variância, respectivamente) resultantes da análise de dados VisNIR-SWIR obtidos pela diferença de reflectância entre horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil..... 70
- Figura 27 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição dos três primeiros componentes principais (CP) (90 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.. 72
- Figura 28 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 4º, 5º e 6º componentes principais (CP) (6 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.. 73
- Figura 29 - Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 7º, 8º e 9º componentes principais (CP) (3 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.. 74
- Figura 30 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição dos três primeiros componentes principais (CP) (82 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância VisNIR-SWIR-MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .... 75
- Figura 31 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 4º, 5º e 6º componentes principais (CP) (12 % da

- variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância VisNIR-SWIR-MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....76
- Figura 32 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 7º, 8º e 9º componentes principais (CP) (3 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .77
- Figura 33 – Representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles em cada função) das funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais VisNIR e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....85
- Figura 34 – Representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles em cada função) das funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais MidIR e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. ....86
- Figura 35 – Representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles em cada função) das funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais VisNIR-SWIR-MidIR e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....87
- Figura 36 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com componentes principais e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR associados aos teores de matéria orgânica do horizonte A (MO\_A) e/ou B (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. ....95

- Figura 37 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com componentes principais e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais MidIR associados aos teores de matéria orgânica do horizonte A (MO\_A) e/ou B (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .... 96
- Figura 38 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com componentes principais e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR\_MidIR associados aos teores de matéria orgânica do horizonte A (MO\_A) e/ou B (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .... 97
- Figura 39 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com índices espectrais da relação textural (IERT) e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .... 100
- Figura 40 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com índices espectrais da relação textural (IERT) e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais MidIR de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .... 101
- Figura 41 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com índices espectrais da relação textural (IERT) e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR\_MidIR de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil..... 102

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Municípios e número de perfis estudados em cada localidade. ....	29
Tabela 2 - Critérios de classificação da relação textural .....	34
Tabela 3 – Índices espectrais testados para relação textural segundo a (s) regiões espectrais .....	41
Tabela 4 - Atributos estatísticos básicos da distribuição granulométrica ( $g\ kg^{-1}$ ), do teor de matéria orgânica (MO, $g\ kg^{-1}$ ) e da relação textural (RT) dos horizontes superficiais (A) e subsuperficiais (B) de 150 perfis de solos das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil. ....	43
Tabela 5 - Testes de normalidade da distribuição dos dados de relação textural e dos teores de argila e matéria orgânica dos horizontes A e B de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-oeste do Brasil. ....	46
Tabela 6 – Testes estatísticos multivariados das distâncias entre classes de relação textural geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR-SWIR; MidIR; e VisNIR-SWIR-MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO_A) e subsuperficial (MO_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. ....	81
Tabela 7 – Distâncias generalizadas discriminantes de classes de relação textural geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR-SWIR; MidIR; e VisNIR-SWIR-MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO_A) e subsuperficial (MO_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. ....	82
Tabela 8 – Funções discriminantes de classes de relação textural geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR e MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO_A) e subsuperficial (MO_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....	83
Tabela 9 – Erros e taxas de erros de alocação em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR e MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO_A) e subsuperficial (MO_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.....	90

- Tabela 10 – Probabilidades de alocação de em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil ..... 91
- Tabela 11 – Probabilidades de alocação de em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil.... 92
- Tabela 12 – Probabilidades de alocação de em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR-MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. .... 93

## 1 INTRODUÇÃO

O sistema solo tem conquistado atenção no contexto das mudanças climáticas e da preocupação mundial frente a questões como a segurança alimentar e a saúde dos ecossistemas terrestres. A adoção de medidas afinadas com a preservação do solo não é apenas uma necessidade, há muito passou a ser estratégico desenvolver técnicas que otimizem o uso do solo.

No início do século XXI, o Conselho Nacional de Pesquisa dos Estados Unidos (*US National Research Council*) lançou o termo “Zona Crítica” (*Critical Zone*) para definir a interseção entre as diversas esferas ecológicas do planeta. Não por acaso, a Pedosfera (do Grego: *pedon* – solo, terra; *sphaira* – esfera) ocupa o centro desta interação, pois afeta diretamente os mecanismos de equilíbrio global, fazendo jus ao termo, o qual denota a sensibilidade e o impacto do manejo do solo sobre os ecossistemas terrestres. Neste mesmo sentido, McBratney, Field e Koch (2014) definiram o conceito de “Segurança do Solo” (Soil Security), destacando a manutenção e o melhoramento do solo como recurso regulador da produção de alimentos, fibras e água potável bem como da questão energética, da estabilidade climática e da manutenção da biodiversidade e proteção dos ecossistemas como um todo. Diante desta crescente conscientização, a Organização das Nações Unidas (ONU) promoveu o ano de 2015 como o Ano Internacional do Solo, visando valorar este recurso natural finito.

As funções ecológicas desempenhadas pelo recurso solo são drasticamente afetadas pelo manejo inadequado deste, podendo resultar na degradação da capacidade produtiva, da provisão de água e da biodiversidade bem como no aumento do teor de gases causadores do efeito estufa (KOCH et al., 2013). O fato do solo conter mais carbono que a atmosfera terrestre (DAVIDSON; JANSSENS, 2006; BRADY; WEIL, 2013) faz com que a possível liberação de CO<sub>2</sub> a partir do solo seja preocupante (LAL, 2015). Melo et al. (2014) demonstraram a magnitude da interferência do manejo sobre o estoque de carbono em solos do Cerrado brasileiro. Além disso, a perda da camada fértil do solo por erosão afeta diretamente a qualidade do sítio de produção e geralmente culmina em contaminação e assoreamento de mananciais, além de reduzir o estoque e o aporte de carbono no solo.



A necessidade de se adotarem medidas que visem a preservação do solo tem sido destacada por pesquisadores da área (HARTEMINK; MCBRATNEY, 2008), no entanto, muitos estudos têm sido desenvolvidos visando entender os “Desafios ambientais” sem a devida expertise no âmbito do sistema solo (BOUMA; MCBRATNEY, 2013). A preocupação com estudos deste tipo visa caracterizar e demonstrar a magnitude da problemática à sociedade, alertando às demandas por tomadas de decisão visando o desenvolvimento sustentável com impactos a curto, médio e longo prazos.

Os estudos em ciência do solo e a representação destes em mapas por vezes são vistos como custos, e não como os investimentos que realmente são. Diversas regiões produtoras brasileiras têm áreas com histórico de mais de um século de exploração do solo, em grande parte sem a devida atenção à manutenção da qualidade do mesmo. Estudos mostram que solos agrícolas podem ser manejados afim de se manter ou até aumentar a capacidade produtiva do sítio, o que, porém, é inviável sem o conhecimento das propriedades e características de cada corpo de solo a ser explorado (MELLO et al., 2014). De Paul Obade e Lal (2013) destacam que mudanças drásticas na qualidade do solo se associam fortemente à falta de mapas pedológicos. Não obstante, segundo Mendonça-Santos e Santos (2007), apenas 0,25 % do território nacional brasileiro está mapeado em escalas adequadas ao planejamento agrícola.

Na atual conjuntura, políticas públicas que estimulem a valoração de terras com estudos adequados de solos e histórico de manejo aceitável no âmbito da conservação ambiental são exigidas afim de que a produção e o lucro não sejam antagônicos à manutenção da saúde do ambiente. Independentemente disto, o desenvolvimento tecnológico tem permitido lançar mão de novos métodos e ferramentas em estudos do solo sob forte influência do conceito de sustentabilidade, dentre os quais têm se destacado o uso de sensores óticos, os “Espectrorradiômetros”. Diante da crescente demanda por dados confiáveis acerca dos nossos solos, Vasques, Grunwald e Sickman (2008) destacam a necessidade de se estudar novas técnicas de coleta e análise de dados que sejam confiáveis e menos impeditivas e do ponto de vista dos custos e tempo requeridos. Cambou et al. (2016) destacam métodos tradicionais como tediosos e insuficientes frente à demanda pela obtenção de dados mais precisos e de forma mais rápida.

Sensores espectrorradiométricos, os quais registram a energia eletromagnética (EEM) refletida por alvos naturais e não naturais, têm sido utilizados há décadas em nível orbital para fins de monitoramento ambiental e planejamento territorial estratégico. Em ciência do solo, técnicas espectroscópicas têm sido utilizadas desde de os anos 1950s e 1960s (BOWERS; HANKS, 1965; BROOKS, 1952). No entanto, os maiores avanços foram registrados nas últimas duas décadas, impulsionados pelo estabelecimento da quimiometria, de técnicas estatísticas multivariadas e pelos avanços em quesitos como resolução espectral e temporal dos sensores bem como quanto à portabilidade, associados à evolução da computação, permitiram matematizar e entender de forma mais concisa a resposta espectral de alvos de interesse, dentre estes, o solo (VISCARRA ROSSEL et al., 2011; CAMBOU et al., 2016).

Estes equipamentos se caracterizam por obter informações de níveis molecular e atômico de forma não destrutiva, rápida, multi-informacional e ambientalmente amigável, ao passo que dispensa o uso de reagentes químicos (VISCARRA-ROSSEL, 2006; STENBERG et al., 2010; DUFRÉCHOU et al., 2015; NOCITA et al., 2015). O' Rourke e Holden (2011) relatam a possibilidade de registro de cerca de 720 amostras por dia, com custo 90 % mais baixo que o método convencional, destacando o grande potencial do uso de sensores hiperespectrais em análises de solo. Soriano-Disla et al. (2013) obtiveram êxito nas predições de concentração de 30 elementos com espectroscopia do infra-vermelho médio (MidIR). Paz-Kagan et al. (2014) destacam o uso confiável de índices espectrais de qualidade do solo no monitoramento do ambiente.

As assinaturas espectrais de solos são resultado da interação da EEM com os diversos constituintes orgânicos e minerais presentes na amostra (CLARK, 1999). De forma geral, os principais fatores que afetam a resposta espectral são: teor de matéria orgânica; umidade; distribuição granulométrica; rugosidade; e constituição mineralógica (VISCARRA ROSSEL et al., 2011; NOCITA et al., 2015). A mensuração do teor de argila e de matéria orgânica por espectroscopia tem sido amplamente estudada devido à grande influência destes atributos sobre as propriedades físicas e químicas dos solos tais como a capacidade de troca catiônica (CTC), a capacidade de armazenamento de água, susceptibilidade à compactação e o fornecimento de nutrientes às plantas, por exemplo, sendo reafirmada como

técnica alternativa e complementar às análises tradicionalmente utilizadas em caracterização de atributos de solos (DUFRECHOU et al., 2015).

Na década de 90, Stoner e Baumgardner (1981) descreveram cinco tipos gerais de curvas espectrais de solos segundo a constituição destes, demonstrando onde e de que maneira os atributos influenciam na resposta espectral do solo. Mais tarde, Demattê (2002) propôs a análise morfológica de curvas espectrais, considerando aspectos como a intensidade de reflectância (albedo), forma e inclinação do terço inicial, médio e final da curva. Recentemente, Demattê et al. (2014) apresentaram de forma mais concisa um sistema de descrição morfológica de curvas espectrais de solos, considerando também a análise comparativa entre horizontes de um mesmo perfil, como presume a investigação de solos como um corpo natural tridimensional e anisotrópico.

A investigação do perfil do solo possibilita entender a dinâmica da água e nutrientes, evidenciando limitações e potenciais dos corpos de solos, podendo-se mais acertadamente decidir a que uso destiná-lo. A diferenciação textural entre horizontes do solo sem dúvida é um dos principais aspectos a ser considerado quando do planejamento do uso do solo, pois pode afetar importantes propriedades agrícolas, como o enraizamento e a disponibilidade e percolação de água (VAN BREEMAN; BUURMAN, 2003). Para estes autores, a diferenciação textural é mais que um índice, uma relíquia pedogenética que denota parte da história de formação do solo, preservada pela estabilidade da superfície na qual se desenvolve este processo.

A diferenciação textural tem influência direta da textura do material originário, sendo mais expressiva em solos de textura média e menos em solos muito argilosos (KER et al., 2012). O processo de diferenciação textural pode se dar por vários meios, destacando-se a Eluviação e Iluviação de argila (ou Argiluviação, ou Lessivagem), a erosão superficial seletiva (ou elutriação), a formação de argilas em subsuperfície (ou neoformação de argilas) e o intemperismo das partículas no horizonte superficial (BREEMAN; BUURMAN, 2003; SCHAETZL; ANDERSON, 2005; KER et al., 2012; WRB, 2014; SOIL SURVEY STAFF, 2014).

A argiluviação é tida como o principal ou um dos principais processos pedogenéticos (JAMAGNE, 1978; JAMAGNE; PEDRO, 1981) que definem vários tipos de solos ao redor do mundo sob vários tipos climáticos (QUÉNARD et al., 2011). A diferenciação textural entre horizontes, consiste basicamente da

mobilização, transporte e deposição das partículas, geralmente as da fração argila fina ( $<0,002$  mm) (SCHAETZL; ANDERSON, 2005; WRB, 2014). Este processo é favorecido pelo rápido fluxo de água, geralmente em espaços não capilares (macro e mesoporos), e pela interconectividade e verticalidade dos poros. Em subsuperfície, a argila em suspensão filtrada e depositada na forma de argilãs nas paredes dos poros devido à diferença de potencial matricial. Dados experimentais denotam que o horizonte subsuperficial retém de 25 a 90 % das partículas eluviadas (CORNU et al., 2014) levando de 710 a 9.100 anos para que o processo seja observável (QUÉNARD et al., 2011).

A relação textural é considerada um atributo diagnóstico diferencial a nível de Ordem de solos em vários sistemas de classificação de solos reconhecidos internacionalmente, como o Soil Taxonomy (SOIL SURVEY STAFF, 2014), o Banco de Dados de Referência Mundial (WORLD REFERENCE BASE for Soil Resource – WRB, 2014) e o Sistema Brasileiro de Ciência do Solo - SiBCS (EMBRAPA, 2013), entre outros como, os sistemas Canadense, Francês e Australiano (SCHAETZL; ANDERSON, 2005). É provável que o primeiro reconhecimento de processos de formação do solo tenha sido afirmado sobre a diferenciação textural (GLINKA, 1914, 1927).

Face ao exposto, com base na alta relação existente entre a energia refletida e atributos do solo como a mineralogia e a distribuição granulométrica de partículas do solo, é razoável pensar que a análise espectral de camadas de um mesmo perfil de solo permitirá identificar quantitativamente o grau de diferenciação textural através de índices espectrais. Diante disso, objetivou-se desenvolver Índices Espectroscópicos de Relação Textural de Solos (IERT, ou TRSI –Textural Ratio Spectroscopic Index) que estabeleçam quantitativamente o grau de diferenciação textural em perfis de solos via espectroscopia VisNIR-SWIR (350-2.500 nm) e MidIR ( $4000 - 400$   $\text{cm}^{-1}$ ).



## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 Caracterização da área de estudo

O estudo foi desenvolvido com amostras de 150 perfis de solos em áreas mapeadas distribuídas em 9 municípios nos estados de São Paulo, Mato Grosso do Sul e Goiás (Tabela 1) (Figura 1), dados coletados por Bellinaso, Demattê e Romeiro (2010). Segundo a classificação climática para o território brasileiro pelos critérios de Köppen (ALVARES et al., 2013), nas regiões estudadas predominam climas do tipo tropical com inverno seco (Aw – Goianésia, Maracaju, Andradina, Mirandópolis, Valparaíso e Araraquara) e subtropical húmido com ou sem estação seca (Cwa – Piracicaba e São Carlos; Cfa – Ipaussu; respectivamente). Derramamentos basálticos e depósitos recentes de arenitos predominam nas formações geológicas das regiões estudadas, com predomínio de relevo plano a ondulado (TERRA, 2011).

Tabela 1 - Municípios e número de perfis estudados em cada localidade

<b>Estado</b>	<b>Município</b>	<b>Código</b>	<b>Nº de Perfis</b>
São Paulo - SP	Andradina	AND	21
São Paulo - SP	Araraquara	ARA	12
São Paulo - SP	Ipaussu	IPA	17
São Paulo - SP	Maracaju	MAR	41
São Paulo - SP	Piracicaba	PIR	23
São Paulo - SP	São Carlos	SCA	1
São Paulo - SP	Valparaíso	VAL	14
Mato Grosso do Sul - MS	Mirandópolis	MIR	4
Goiás - GO	Goianésia	GOI	17
<b>Total Geral</b>	<b>9</b>	<b>9</b>	<b>150</b>

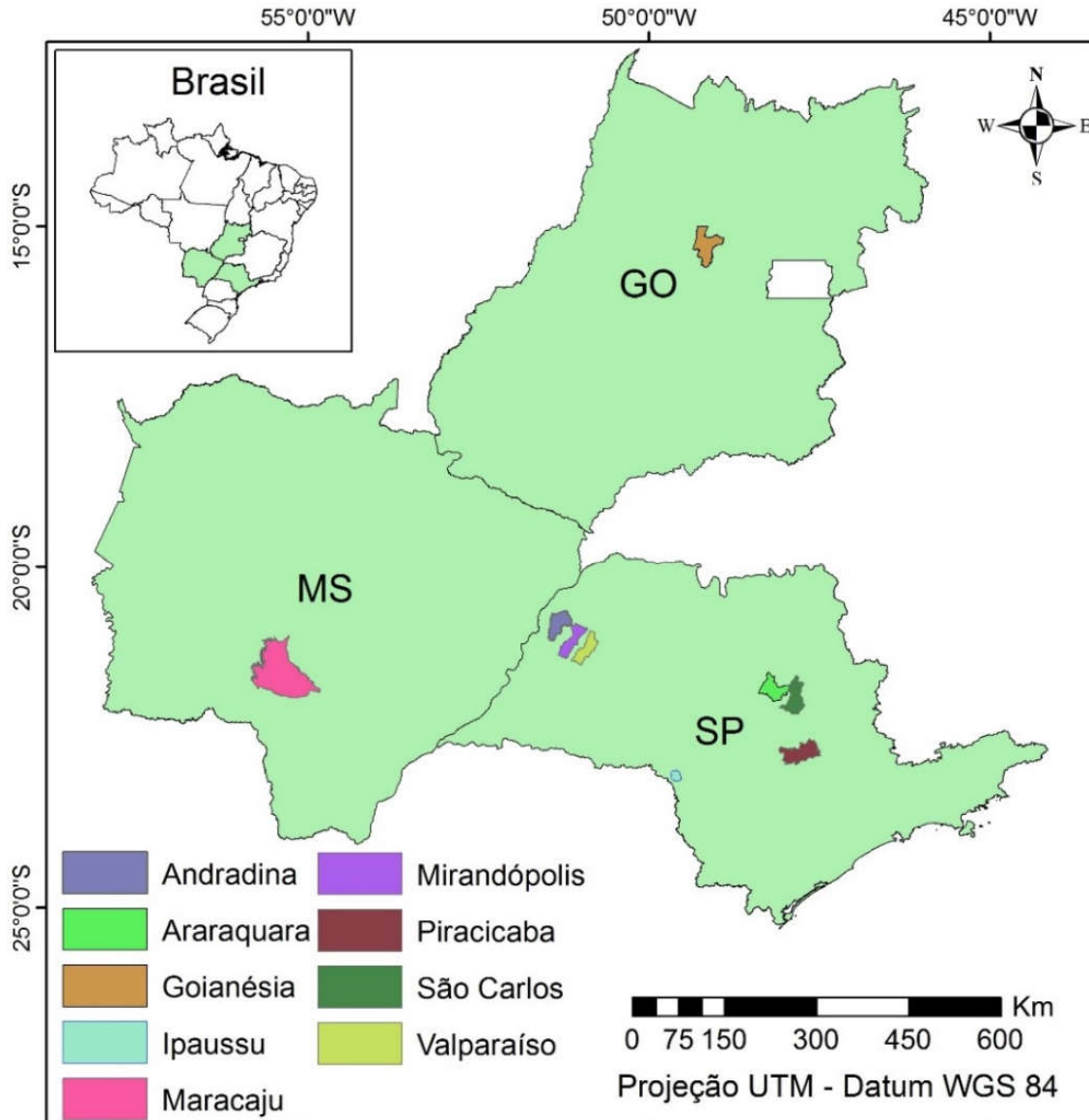


Figura 1 - Mapa de localização geográfica dos municípios onde foram descritos os perfis de solo

## 2.2 Coleta e processamento de amostras de solo

Amostras centrais de cada horizonte dos 150 perfis foram coletadas em trincheiras, registrando-se a profundidade inicial e final de cada uma (ANEXO A). Após a coleta, as amostras foram levadas à secagem em estufa de circulação forçada de ar a 45 °C (+ ou - 2,5 °C) por aproximadamente 48 horas, sendo em seguida destorroadas, peneiradas e levadas às análises granulométrica, do teor de matéria orgânica do solo e espectrais (VisNIR-SWIR e MidIR). Particularmente para a obtenção do espectro na faixa MidIR (4.000 – 400 cm<sup>-1</sup>), aproximadamente 5 g do

material peneirado foi moído em almofariz de ágata a frações menores que 200  $\mu\text{m}$  (aproximadamente 80 mesh).

## **2.3 Análises laboratoriais tradicionais e coleta de dados espectroscópicos (VisNIR-SWIR-MidIR)**

### **2.3.1 Análises tradicionais**

A distribuição granulométrica em Areia, Silte e Argila foi determinada pelo método do densímetro utilizando como dispersantes as soluções de Hexametáfosfato de Cálcio 0,1 N e de Hidróxido de Sódio 0,1 N e o teor de matéria orgânica do solo (ANEXO A) foi calculado a partir do teor de carbono orgânico do solo, determinados conforme metodologias descritas por Camargo et al. (2009).

### **2.3.2 VisNIR-SWIR**

A reflectância espectral na região do Visível ao Infra-Vermelho Próximo (VisNIR-SWIR, 350 – 2.500 nm) foi obtida com o sensor FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colo.) com resolução espectral de 3 nm, de 350 a 1000 nm e de 10 nm de 1000 a 2500 nm e posterior interpolação dos dados de reflectância para intervalos de amostragem de 1 nm. Aproximadamente 15  $\text{cm}^3$  do material peneirado de cada horizonte foi disposto cuidadosamente em placas de Petri com retirada do excesso com o auxílio de uma espátula reta maior que o diâmetro das placas para reduzir a rugosidade superficial.

O cabo de fibras óticas com ângulo de visada de 18 ° foi posicionado a 8 cm da superfície das amostras, resultando em uma área amostrada de aproximadamente 2  $\text{cm}^2$ . Duas lâmpadas halógenas de 50 W, com feixe não colimado para o ângulo de visada, posicionadas a 35 cm da plataforma de leitura, com ângulo zenital de 30°, foram utilizadas como fontes de energia eletromagnética (**Figura 2**). A referência padrão de reflectância máxima para a obtenção do fator de reflectância em cada banda (Equação 1) consistiu da placa Spectralon, sendo realizada a calibração no início das leituras e a cada 20 minutos ou 20 leituras.



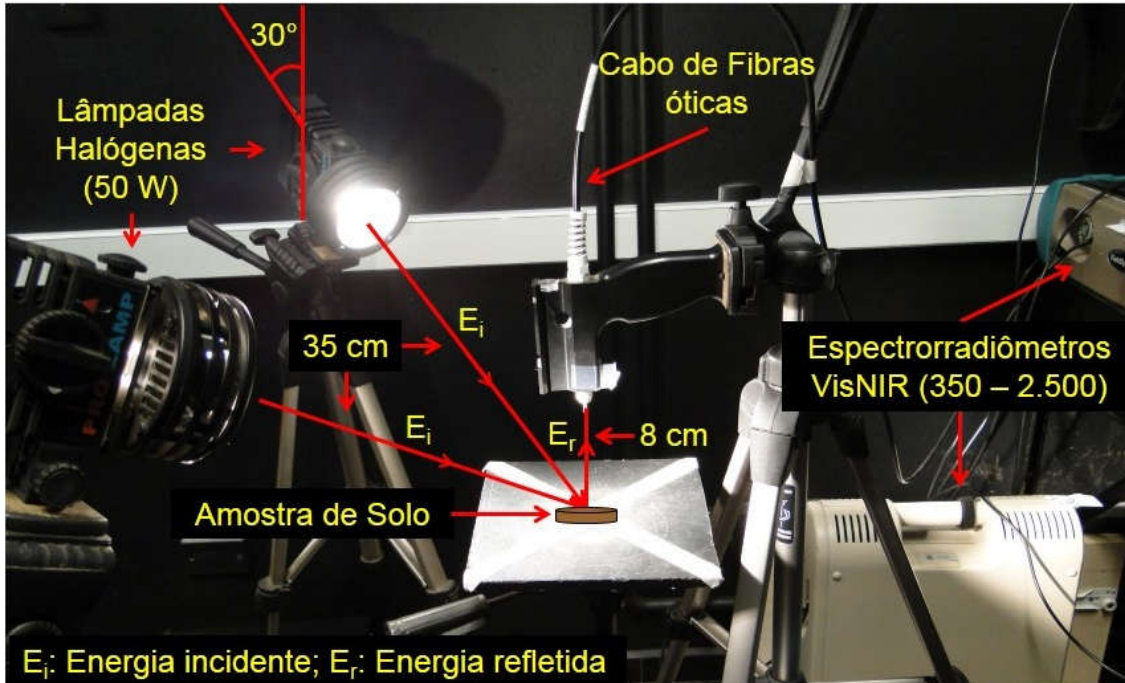


Figura 2 - Geometria de aquisição de dados espectrais VisNIR-SWIR

A curva espectral de cada amostra foi resultante da média de 3 repetições com rotação das amostras a 90°, 180° e 270°, com 100 leituras cada, afim de reduzir os efeitos do sombreamento e da rugosidade da superfície.

$$p = \frac{R_s}{R_p \times f_p}$$

**Equação 1**

Em que:  $p$  é o fator de reflectância;  $R_s$  é a reflectância da amostra de solo;  $R_p$  é a reflectância da placa Spectralon; e  $f_p$ , o fator de calibração absoluta da placa Spectralon.

### 2.3.3 MidIR

Os espectros das amostras de solo na região de 2.500 a 25.000 nm foram obtidos com o sensor *Nicolet 6700 Fourier Transform Infrared (FT-IR)* (*Termo Fisher Scientific Inc., Waltham, MA*) equipado com acessórios para aquisição de reflectância difusa (*Smart Diffuse Reflectance*) (**Figura 3**). O equipamento utiliza como fonte de iluminação um laser de HeNe posicionado internamente com padrão

de calibração para cada comprimento de onda. O sensor possui um divisor de feixes de KBr que possibilita a grande amplitude da radiação eletromagnética incidente na amostra (de  $4.000 - 400 \text{ cm}^{-1}$ ).

Os espectros das amostras, cerca de  $1 \text{ cm}^3$ , acondicionadas em recipiente próprio (espátula para leitura de amostras – **Figura 3**), foram registrados com resolução espectral de  $1,2 \text{ nm}$  e 64 leituras por segundo. As amostras não foram misturadas ao brometo de potássio (KBr) em pó, pois existe a possibilidade de reação com a matriz do solo através de trocas iônicas (JANIK; MARRY; SKJEMSTAD, 1998). A calibração com a placa de referência (background spectrum) foi realizada antes das leituras de cada amostra. Como referência, utilizou-se uma placa difusa de ouro que auxilia na remoção da radiação de background do espectro da amostra.



Figura 3 - Espectrorradiômetro MidIR

## 2.4 Cálculo e classificação da relação textural (RT)

De posse dos dados granulométricos, os horizontes superficiais foram classificados, conforme (Embrapa, 2013), nos três seguintes grupamentos texturais: Arenosa – Teor de argila  $\leq 150 \text{ g kg}^{-1}$ ; Média - Teor de argila entre 150 e  $350 \text{ g kg}^{-1}$ ; Argilosa (inclui Muito Argilosa) – Teor de argila  $\geq 350 \text{ g kg}^{-1}$ .

O valor representativo da relação textural foi obtido pela razão entre a média dos teores de argila horizontes B (Argila-HB), inclusive B/A, e média dos teores de argila do horizonte A (Argila-HA), inclusive A/B (Equação 2), bem como a espessura do horizonte A, conforme itens descritos em Embrapa (2013). Em seguida, os valores de relação textural (RT) obtidos, considerando Argila-HA, foram alocados em três classes (**Tabela 2**): “Não significativo” – N; “Significativo” – S; e “Altamente significativo” – A.

$$RT = \frac{\text{Argila} - \text{HB}}{\text{Argila} - \text{HA}}$$

**Equação 2**

Tabela 2 - Critérios de classificação da relação textural

Classe Textural do Horizonte A	Classe de Relação Textural (RT)	Critério
<b>Arenosa</b>	Não significativo - N	$RT \leq 1,8$
	Significativo - S	$1,8 < RT \leq 2,3$
	Altamente significativo - A	$RT > 2,3$
<b>Média</b>	Não significativo - N	$RT \leq 1,7$
	Significativo - S	$1,7 < RT \leq 2,2$
	Altamente significativo - A	$RT > 2,2$
<b>Argilosa*</b>	Não significativo - N	$RT \leq 1,5$
	Significativo - S	$1,5 < RT \leq 1,8$
	Altamente significativo - A	$RT > 1,8$

\*Horizontes com até  $400 \text{ g kg}^{-1}$  de argila foram classificados conforme descrito para textura média (EMBRAPA, 2013)

## 2.5 Pré-processamento dos dados espectrais

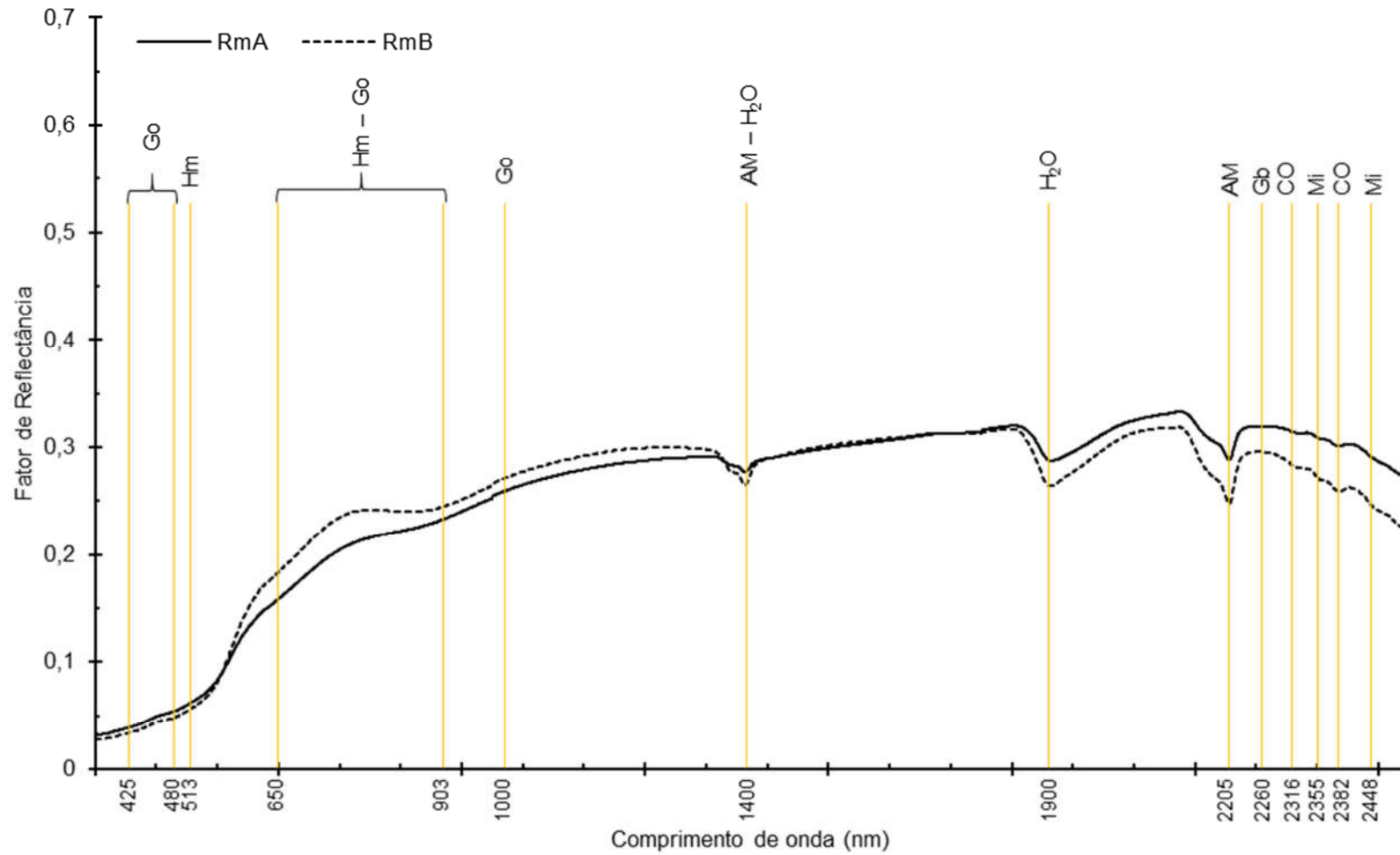
Os dados espectrais VisNIR-SWIR e MidIR de cada horizonte foram processados para obtenção das médias de reflectância das curvas espectrais dos horizontes A ( $R_{mA}$ ) e B ( $R_{mB}$ ), conforme realizado para o cálculo das médias de Argila-HA e Argila-HB. Em seguida, calculou-se a diferença de reflectância entre estas curvas espectrais médias ( $R_{mA} - R_{mB}$ ) afim de se remover o efeito da intensidade de reflectância e potencializar a modelagem da diferenciação textural. Não foram removidos “outliers” ou regiões mais susceptíveis à ruídos. Estes processamentos podem resultar em efeitos não muito claros sobre modelos espectrais ou até mesmo deteriorar a qualidade destes (CAMBOU et al., 2016).

## 2.6 Análise exploratória dos dados

Os dados obtidos foram submetidos às análises exploratórias de distribuição de normalidade (ANDERSON; DARLIN, 1952; SHAPIRO; WILK, 1965; CHAKRAVARTI; LAHA; ROY, 1967), média, máximo, mínimo, desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV). A análise exploratória da distribuição dos dados anteriormente às análises permite ao pesquisador adotar métodos mais consistentes e afinados com os objetivos da pesquisa, além de permitir identificar possíveis erros de amostragem e, ou, análises, dando maior confiabilidade às conclusões a que se podem chegar.

## 2.7 Análise descritiva das assinaturas espectrais

As assinaturas espectrais representativas das classes de solo estudadas foram analisadas descritivamente em representações gráficas para os aspectos de formato das curvas (DEMATTÊ et al., 2014) e das feições de absorção características para atributos de solos (**Figura 4; Figura 5**) (VISCARRA-ROSSEL et al., 2011; TERRA, 2011; NOCITA et al., 2015).



AM: Argilominerais; Go: Goetita; Mi: Mica; H<sub>2</sub>O: água no solo ou estrutural; Gb: Gipsita; CO: Carbono orgânico; Qz: quartzo; Hm: Hematita

Figura 4 – Feições de absorção na região espectral VisNIR-SWIR (350 – 2.500 nm)

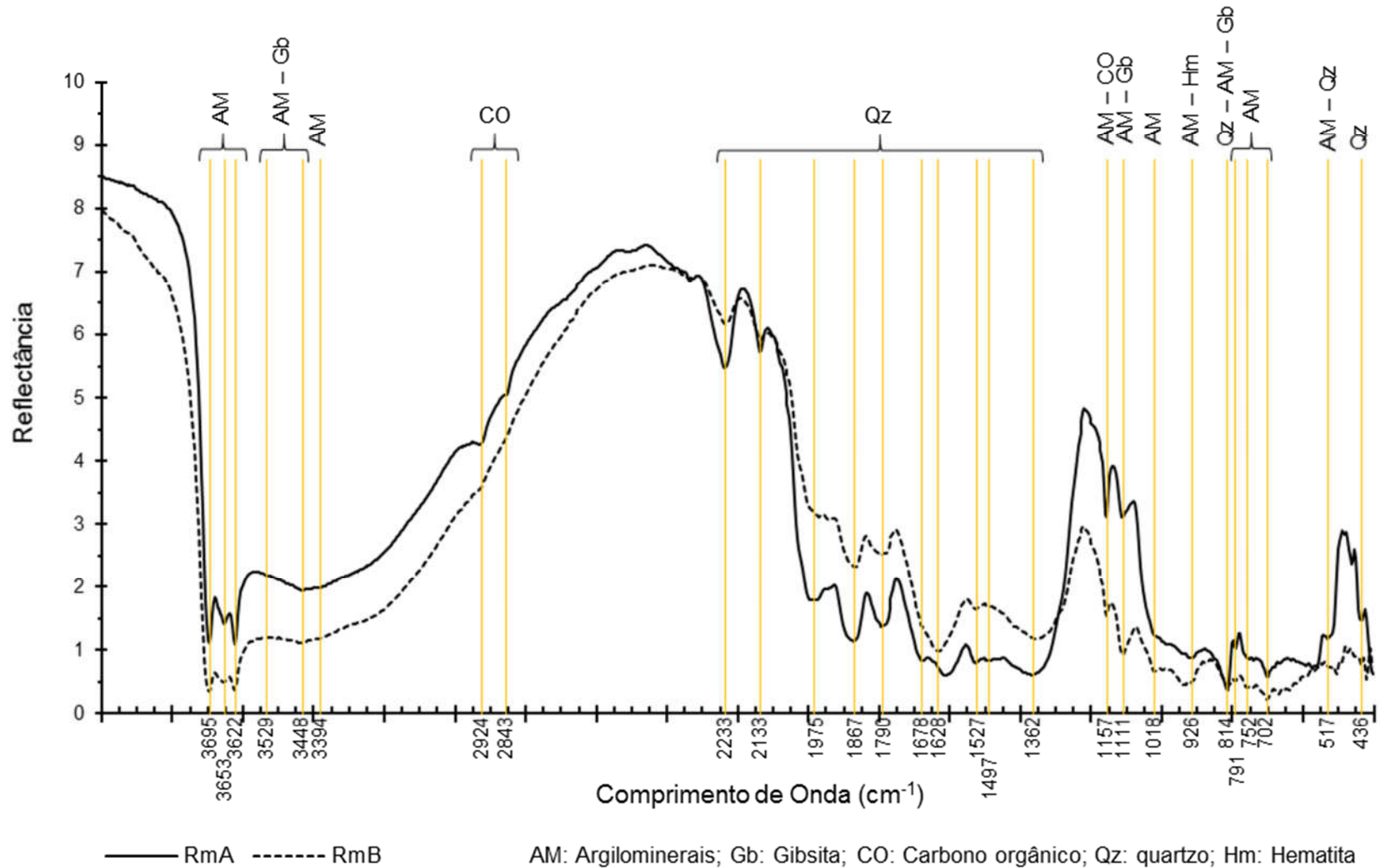


Figura 5 – Feições de absorção na região espectral MidIR (4000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ )

## 2.8 Análise de Componentes Principais (ACP)

Os dados obtidos pela diferença das reflectâncias entre horizontes A e B foram submetidos à Análise de Componentes Principais (ACP) no programa The Unscrambler 9.7. Inicialmente proposto por Karl Pearson (1901) e posteriormente implementado computacionalmente por Hotelling (1933), o método de ACP consiste na modelagem bilinear de dados multivariados altamente colineares visando proporcionar melhor interpretabilidade por meio da redução das dimensões de informações com otimização da variância, gerando variáveis latentes ortogonais, os componentes principais (CP's) (ROZENSTEIN et al., 2015). Os CP's são denominados, em ordem decrescente de variância, em CP1, CP2 e assim por diante até CP $n$  ( $n$  - número de variáveis originais).

A ACP é altamente influenciada pela escala de variação das variáveis a serem combinadas, sendo recomendável a padronização dos dados antes da análise. Devido a isso, o comando *Center and Scale* implementado no programa The Unscrambler 9.7 foi utilizado para processar os dados. Segundo Rozenstein et al. (2015), este pré-processamento é bastante comum e resulta na igualdade do patamar entre as variáveis. A análise de componentes principais propriamente dita retorna ao analista as cargas (*Loadings*) de cada variável na composição das combinações lineares que geram os escores (*Scores*) dos  $n$  componentes principais (CP) para cada observação. A carga que cada variável original recebe numa determinada combinação linear indica a contribuição desta na composição da variável latente, a qual possibilita a interpretação e denominação da nova variável. A denominação das variáveis geradas pela ACP torna ainda mais inteligíveis as interpretações possíveis.

A representação gráfica dos escores dos componentes principais permite a investigação visual de tendências das observações para a formação de possíveis grupos. Neste sentido, foram geradas representações gráficas de “draftsman” para os CPs gerados a partir dos dados VisNIR-SWIR, MidIR e VisNIR-SWIR\_MidIR. Esta representação permite a visão holística da distribuição dos dados em gráficos *biplot* dispostos na forma de “matriz”.

## **2.9 Análise de Funções Discriminantes (AFD)**

Os 150 perfis foram divididos aleatoriamente em conjunto de dados para modelagem (75 %, 113 observações) e conjunto de dados para a validação externa (25 %, 37 observações), mantendo-se a proporção do número de observações em cada classe de relação textural (RT), visando simular de forma mais real a aplicação do modelo a ser gerado. Em seguida, de posse da classe de relação textural e dos respectivos escores dos CP's bem como dos teores de matéria orgânica (MO) dos horizontes A (MO\_A) e B (MO\_B) para cada observação, procedeu-se à Análise de Funções Discriminantes (CP-AFD), proposta por Poulenard et al. (2009), com o procedimento PROC DISCRIM, estabelecido no programa SAS 9.0 (Statistical Analysis Software, 2002) (ANEXO B). A AFD tem como princípio a comparação de distâncias entre observações, geralmente utilizando o método da distância de Mahalanobis, a qual considera a covariância entre variáveis (TIECHER et al., 2015), evitando problemas como os resultantes das mudanças na intensidade de reflectância e a correlação entre cargas dos CP's (POULENARD et al., 2012).

Foram analisados quatro modelos, gerados pela combinação de dados espectrais (DE) e os teores de MO dos horizontes A e B (DE; DE + MO\_A; DE + MO\_B; DE + MO\_A\_B) para cada uma das três combinações espectrais estudadas (VisNIR-SWIR; MidIR; VisNIR-SWIR\_MidIR), totalizando 12 modelos. Os modelos gerados foram estudados pelas matrizes de distâncias generalizadas (MDG), as quais foram submetidas a testes F aproximados (Lambda de Wilks; Maior Raiz de Roy; Traço de Pillai; e Traço de Lawley-Hotelling) afim de evidenciar que valores populacionais não são constantes, pelas funções discriminantes lineares, pelas matrizes de erros e pelas taxas de erros bem como pelas incertezas das alocações corretas em cada classe.

## **2.10 Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR)**

### **2.10.1 PLSR com componentes principais**

A composição dos modelos estudados na PLSR seguiu o mesmo princípio da ADM, no entanto, a entrada de dados concernentes à relação textural foi numérica e os dados espectrais (RmA - RmB) entraram na análise de forma direta, com todas as



respectivas bandas espectrais. A PLSR com componentes principais, desenvolvida no programa The Unscrambler 9.7 (CAMO Inc, Norway) neste estudo, é um dos métodos de regressão mais utilizados em estudos espectrais de atributos do solo e tem como vantagem a manipulação simultânea de grande número de variáveis com a otimização da variância de variáveis altamente correlacionadas com a consequente simplificação do modelo (WOLD; SJÖSTRÖM; ERIKSSON, 2001; VISCARRA-ROSSEL, 2007; VARMUZA; FILZMOSER, 2009).

A qualidade dos modelos gerados foi estudada pelos seguintes atributos e figuras de mérito da calibração e da validação externa: inclinação da curva (*slope*); ponto de cruzamento da curva no eixo Y ( $\beta_0$  ou *offset*); número de CPs utilizados no modelo; coeficiente de determinação –  $R^2$ ; raiz do erro quadrático médio – RMSE (Equação 3); e razão de porcentagem de desvio (Equação 4). Os modelos podem ser classificados segundo as RPDs obtidas em predições com dados espectrais em preciso ( $RPD \geq 2.0$ ), aceitável ( $1,6 \leq RPD < 2,0$ ) ou fraco ( $RPD < 1.6$ ) (CHANG et al., 2001; DUNN et al., 2002).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

**Equação 3**

Em que:  $\hat{y}_i$  é o valor predito; e  $y_i$  é o valor real do atributo.

$$RPD = \frac{DP}{RMSE}$$

**Equação 4**

Em que: DP é o desvio padrão de referência, neste caso, dos dados de relação textural.

## 2.10.2 Índices Espectrais para Relação Textural (IERT)

Com base nas análises anteriormente realizadas (Exploratória; Descritiva; ACP; CP-AFD; e PLSR), foram desenvolvidos índices espectrais representativos da relação textural entre horizontes por meio de cálculos simples entre bandas, resguardando-se as particularidades de cada combinação dos dados espectrais (**Tabela 3**). Em seguida, todos os índices foram submetidos à regressão por mínimos quadrados parciais e avaliados conforme descrito no item anterior.

Tabela 3 – Índices espectrais testados para relação textural segundo a (s) regiões espectrais

IERT	VisNIR-SWIR	IERT	MidIR	IERT	VisNIR-SWIR-MidIR
1	$\sum_{i=0}^n Dr_i$	6	$\sum_{i=0}^n Dr_i$	11	$\sum_{i=0}^n Dr_i$
2	$Dr_{366} - (Dr_{2200} + Dr_{2495})$	7	$Dr_{3642} - (Dr_{933} + Dr_{656})$	12	$Dr_{366} - (Dr_{3642} + Dr_{656})$
3	$Dr_{366} + Dr_{2200} + Dr_{2495}$	8	$Dr_{3642} + Dr_{933} + Dr_{656}$	13	$Dr_{366} + Dr_{3642} + Dr_{656}$
4	$Dr_{366} + Dr_{2495}$	9	$Dr_{3642} + Dr_{656}$	14	$Dr_{366} + Dr_{3642}$
5	$Dr_{2495}$	10	$Dr_{3642}$	15	$Dr_{2495} + Dr_{3642}$

$Dr_i$  – Diferença de reflectância (Dr) entre horizontes A e B na banda i  
Itens sublinhados nos IERT's VisNIR-SWIR-MidIR estão em nm



### 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

#### 3.1 Análise exploratória dos dados

##### 3.1.1 Atributos estatísticos básicos

A análise dos atributos estatísticos básicos dos teores de areia, silte, argila e matéria orgânica (MO) dos horizontes superficiais e subsuperficiais dos perfis de solos estudados (**Tabela 4**) denotam grande amplitude, o que favorece o treinamento de modelos preditivos, pois agrega informações das diversas combinações possíveis entre atributos. O uso de perfis de solos com textura variando de Arenosa (880 g de areia kg<sup>-1</sup>) à Muito Argilosa (865 g de argila kg<sup>-1</sup>) permitirá conclusões mais sólidas e abrangentes quanto ao grau de diferenciação textural, pois a qualidade do banco de dados pode limitar os modelos de predição (LONGLY et al., 2013).

Tabela 4 - Atributos estatísticos básicos da distribuição granulométrica (g kg<sup>-1</sup>), do teor de matéria orgânica (MO, g kg<sup>-1</sup>) e da relação textural (RT) dos horizontes superficiais (A) e subsuperficiais (B) de 150 perfis de solos das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil

Atributo	Horizonte*	Média	Mínimo	Máximo	DP	CV (%)
Areia	A	435,9	0,0	880,0	278,5	63,9
	B	373,2	20,0	830,0	256,7	68,8
Silte	A	103,9	20,0	316,5	52,7	50,7
	B	97,8	40,0	190,0	39,1	40,0
Argila	A	460,2	70,0	810,0	250,2	54,4
	B	528,9	130,0	865,0	234,4	44,3
MO	A	24,1	3,5	47,0	11,8	49,1
	B	14,4	3,0	40,0	7,2	50,5
RT	-	1,3	1,0	3,4	0,4	33,9

\*Representa a média dos atributos nos casos em que se verificaram dois ou mais horizontes com mesma designação primária (A ou B)

Na região Sudeste e Centro-Oeste predominam solos das classes LATOSSOLO e ARGISSOLO de textura média e muito argilosa com ampla variação dos teores de matéria orgânica (MO) (EMBRAPA, 2011). A distribuição de frequência dos teores de argila e matéria orgânica e dos valores de relação textural (**Figura 6; Figura 7**) denotam claramente a representatividade dos solos das regiões pelos perfis estudados neste trabalho, com a concentração das observações nas classes de teor de argila entre 100 e 200 g kg<sup>-1</sup>, para os horizontes A, naturalmente

mais arenosos que os horizontes B, entre 200 e 300 g kg<sup>-1</sup>, para o horizonte B e nas classes de 600-800 g de argila kg<sup>-1</sup> de solo para ambos os horizontes.

Os teores de MO nos horizontes B, como esperado, se concentram abaixo de 25 g kg<sup>-1</sup>, enquanto os dos horizontes A se distribuem mais amplamente. Isso é explicado pelo fato de o horizonte superficial ser naturalmente mais afetado pela atividade biológica e por fatores abióticos (SCHAETZL; ANDERSON, 2005; BUOL, 2011), além do manejo intenso devido ao cultivo com cana-de-açúcar.

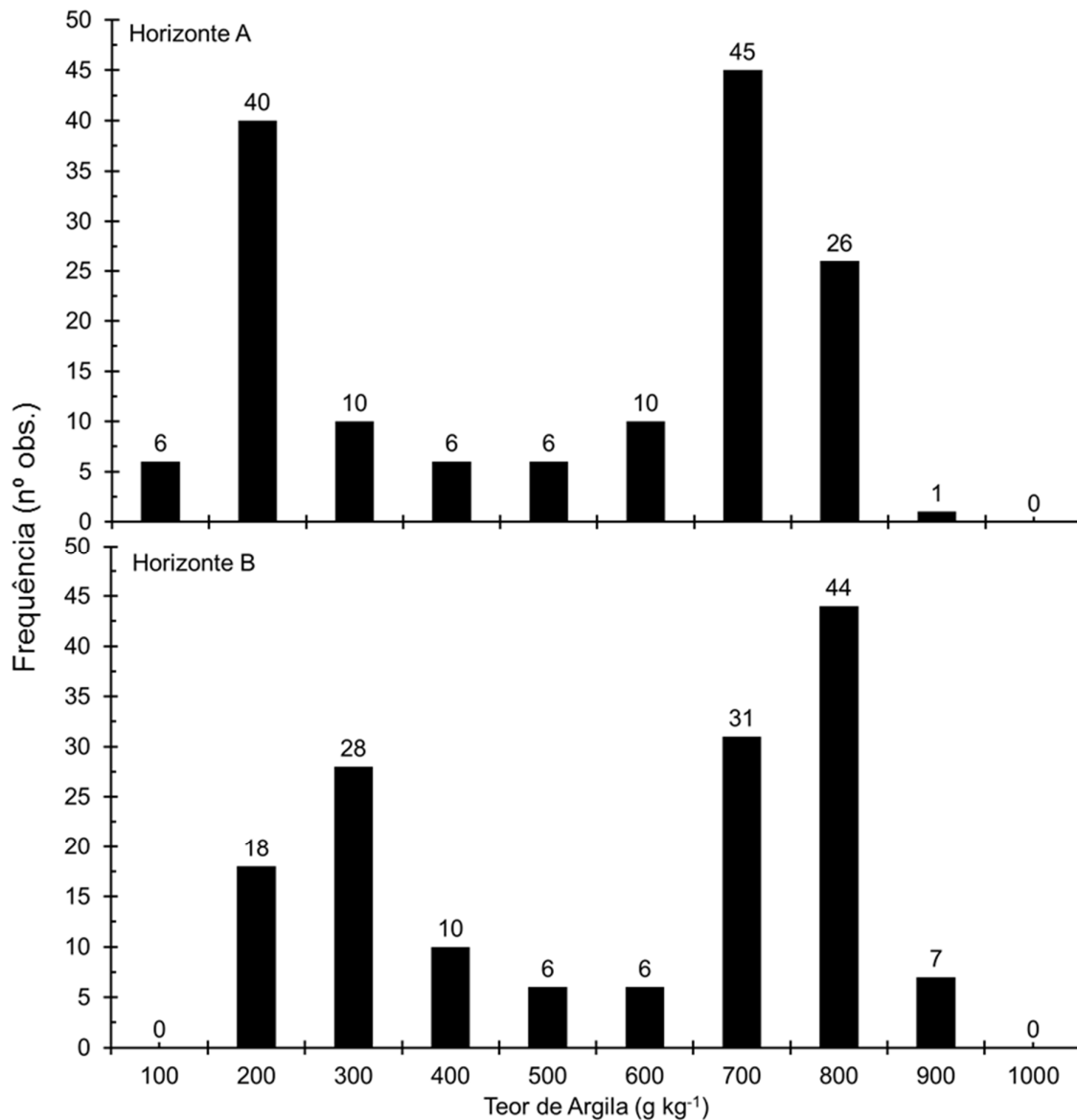


Figura 6 - Distribuição de frequência dos teores de argila dos horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solo das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil. Os valores no eixo "x" correspondem ao limite superior de cada classe de frequência

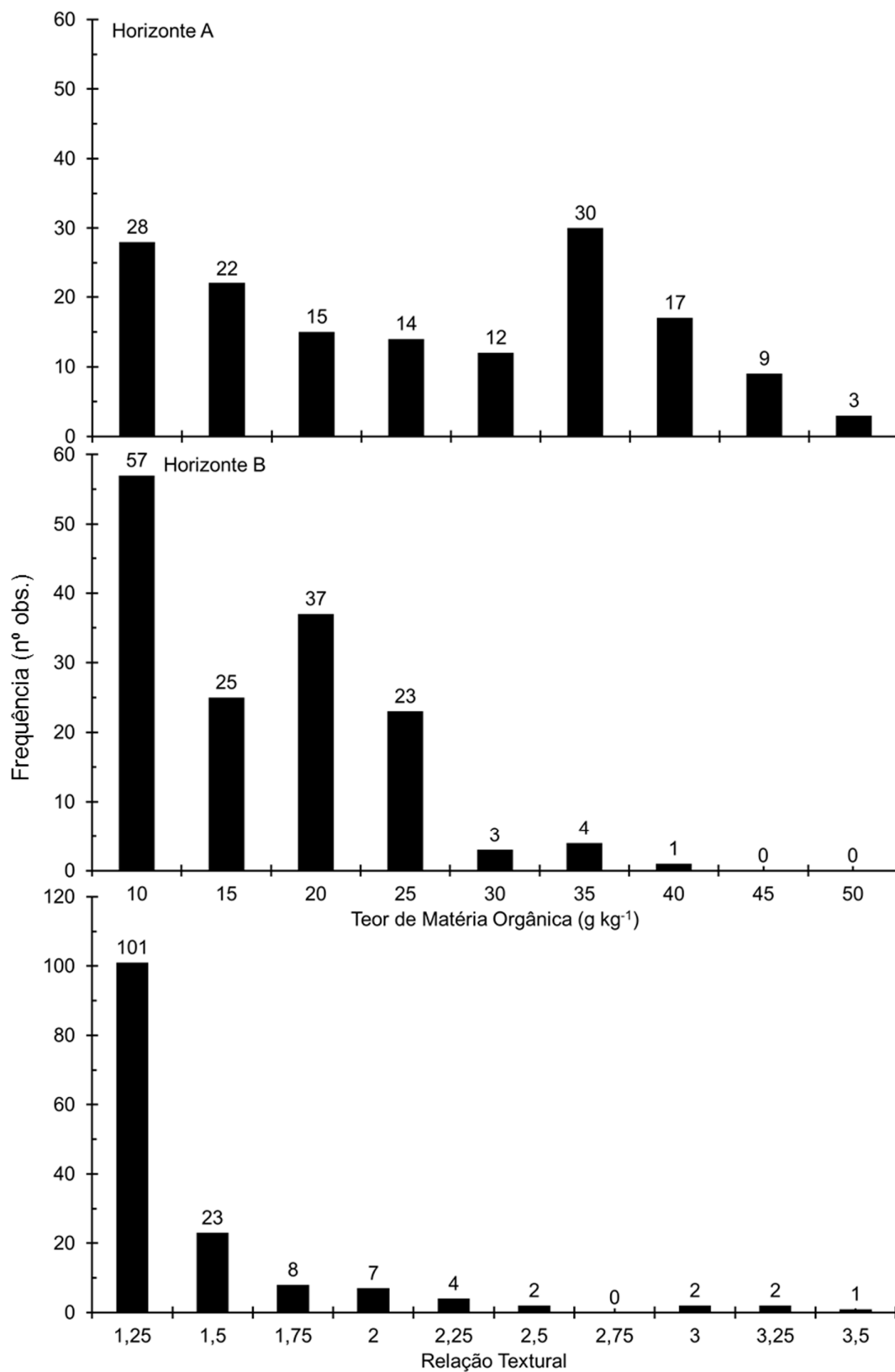


Figura 7 - Distribuição de frequência dos valores de relação textural (RT) e dos teores de matéria orgânica dos horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solo das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil. Os valores no eixo "x" correspondem ao limite superior de cada classe de frequência

### 3.1.2 Normalidade

A análise dos gráficos de distribuição de frequência (**Figura 6; Figura 7**), dos testes de normalidade (Tabela 5) e dos gráficos de probabilidade normal (**Figura 8**) denotam que a hipótese de que os dados de teor de argila e matéria orgânica dos horizontes A e B bem como dos de relação textural se assemelham à distribuição normal é verdadeira. De modo geral, os valores de assimetria e curtose não se distanciam significativamente de 0 e 3, respectivamente (**Figura 8**). Além disso, os testes estatísticos para normalidade admitem a veracidade da hipótese de normalidade com significância maior que 99 % em todos os casos (**Tabela 5**).

Tabela 5 - Testes de normalidade da distribuição dos dados de relação textural e dos teores de argila e matéria orgânica dos horizontes A e B de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-oeste do Brasil

Teste de Normalidade	Estatística			p Valor
Teor de Matéria Orgânica no Horizonte A				
Shapiro-Wilk	W	0,944	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0,120	Pr > D	<0.0100
Anderson-Darling	A-Sq	2,897	Pr > A-Sq	<0.0050
Teor de Matéria Orgânica no Horizonte B				
Shapiro-Wilk	W	0,955	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0,106	Pr > D	<0.0100
Anderson-Darling	A-Sq	1,726	Pr > A-Sq	<0.0050
Teor de Argila no Horizonte A				
Shapiro-Wilk	W	0,844	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0,218	Pr > D	<0.0100
Anderson-Darling	A-Sq	9,773	Pr > A-Sq	<0.0050
Teor de Argila no Horizonte B				
Shapiro-Wilk	W	0,850	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0,222	Pr > D	<0.0100
Anderson-Darling	A-Sq	9,467	Pr > A-Sq	<0.0050
Relação Textural				
Shapiro-Wilk	W	0,673	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0,246	Pr > D	<0.0100
Anderson-Darling	A-Sq	16,098	Pr > A-Sq	<0.0050

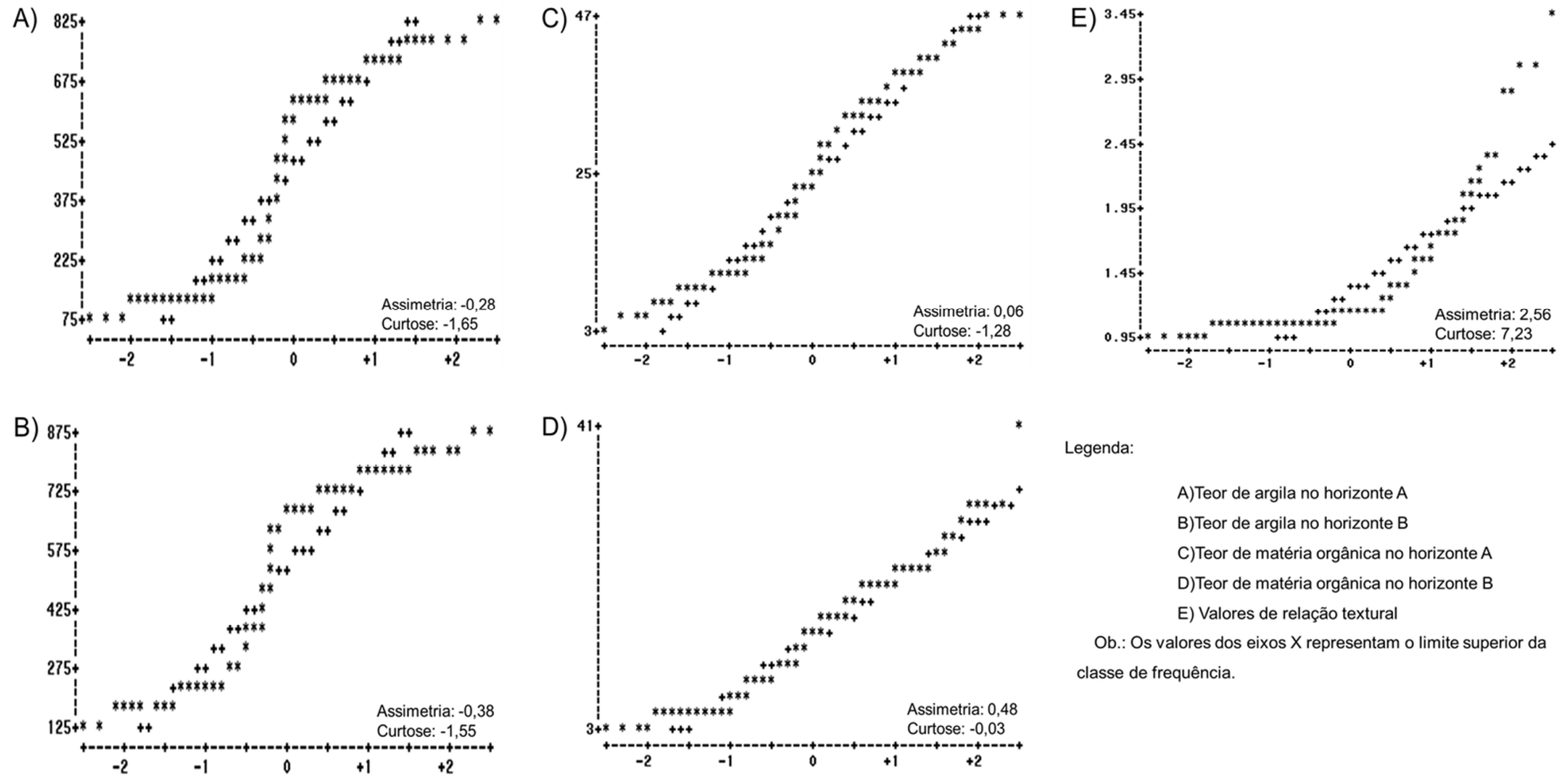


Figura 8 – Representação gráfica da probabilidade normal dos dados de relação textural e dos teores de argila e matéria orgânica dos horizontes A e B de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-oeste do Brasil



## 3.2 Análise qualitativa das curvas espectrais

### 3.2.1 Feições de absorção e morfologia das curvas espectrais

A amplitude de variação dos atributos nos horizontes superficiais e subsuperficiais é verificada na representação gráfica das curvas espectrais de todos os 150 perfis de solos estudados, tanto na região VisNIR-SWIR (350 – 2.500 nm) (**Figura 9**) como na região MidIR (4000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) (**Figura 10**), com grandes variações de intensidade de reflectância bem como dos formatos das curvas. A resposta espectral do solo é uma função dos compostos minerais e orgânicos que o constituem, à nível molecular e atômico (VISCARRA et al., 2011; NOCITA et al., 2015). Este fato explica a variação simultânea dos atributos dos solos tradicionalmente determinados e das respectivas curvas espectrais.

As feições de absorção de energia resultantes das interações da radiação eletromagnética (EEM) VisNIR-SWIR com os óxidos de Fe e minerais de argila são mais expressivas nas amostras de horizontes B (**Figura 9**). Isso se deve à menor intervenção da matéria orgânica na resposta espectral, devido ao menor teor, e à maior quantidade de minerais de argila neste horizonte. A grande influência da MO sobre as feições de absorção se deve principalmente à grande área superficial específica ( $\text{m}^2/\text{g}$ ) característica destes compostos (BRADY; WEIL, 2013), o que facilita o recobrimento de outros compostos presentes no solo, principalmente óxidos de Fe e Al e argilas de maior granulação, como as caulínicas, reduzindo a expressão destes. O efeito dos compostos orgânicos afeta grandemente a identificação de minerais de Fe (SZALAI et al., 2013). Araújo et al. (2015) destacam o efeito do carbono orgânico e de minerais da fração argila como os principais constituintes do solo que afetam a resposta espectral.

Morfologicamente (DEMATTÊ et al., 2014), as curvas espectrais VisNIR-SWIR variam de aspecto plano ou levemente descendente, em toda a curva, à aspecto ascendente no terço primário, até em torno de 1250 nm, plano, no terço médio, entre 1250 e 1850 nm, e descendente no terço final da curva, a partir de 1850 nm (**Figura 9**). Na região do visível, até 1100 nm, as formas côncavas e convexas são resultantes da expressão dos óxidos de Fe e podem indicar qual o predominante, geralmente goetita ou hematita, de acordo com a largura da região côncava e a posição do pico de reflectância, região convexa abaixo de 650 nm (DEMATTÊ et al., 2014). Os óxidos de Fe apresentam fraca absorção e forte

reflectância na região do VisNIR-SWIR, com as assinaturas espectrais devidas principalmente à transições eletrônicas (VISCARRA ROSSEL et al., 2010).

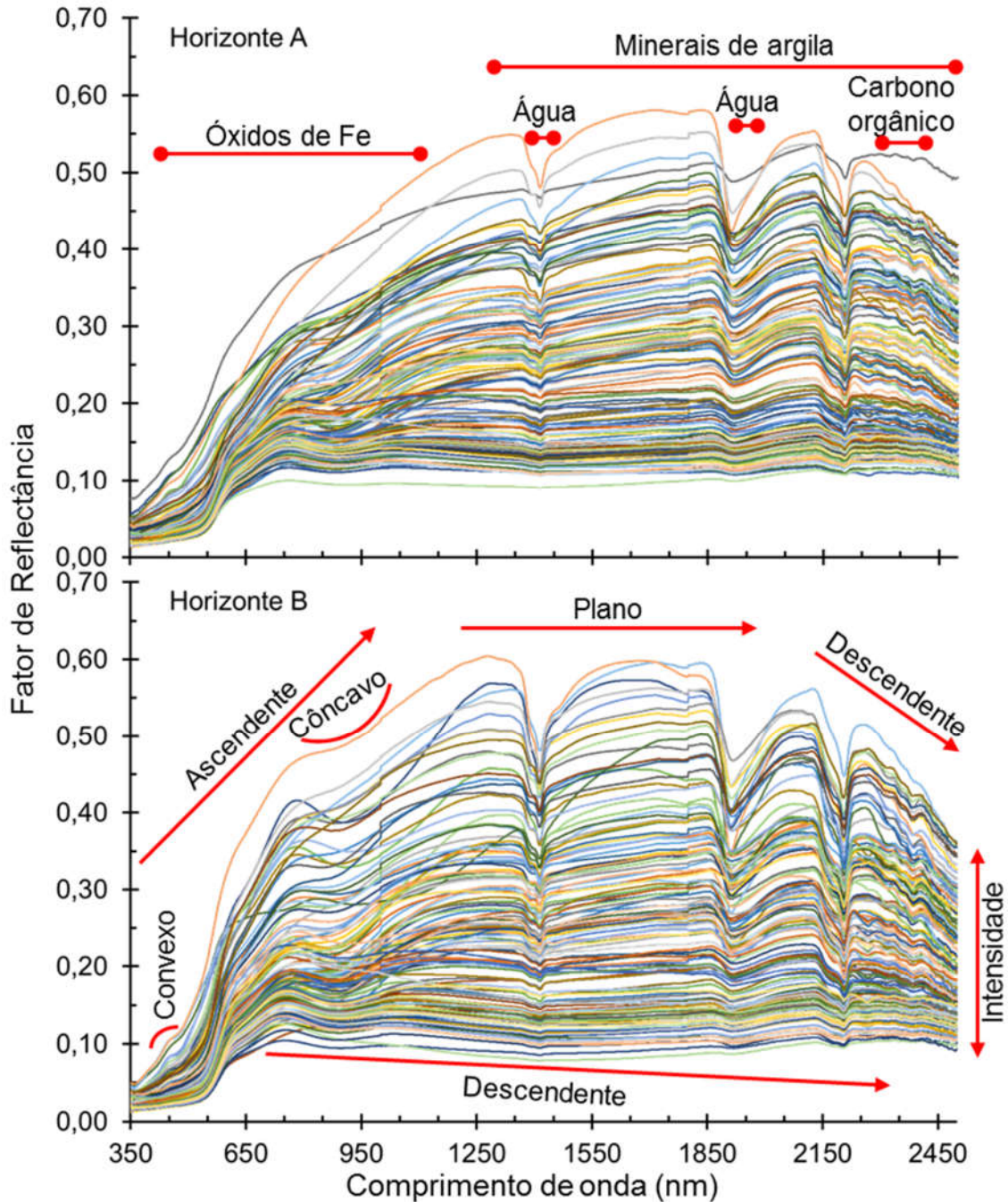


Figura 9 – Curvas espectrais (VisNIR-SWIR, 350 – 2.500 nm) e representação das regiões com bandas de absorção ligadas à atributos do solo e setas indicativas do aspecto das curvas de amostras de horizontes superficiais (A) e subsuperficiais (B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

As regiões de influência das feições de absorção destacadas nas curvas espectrais da região MidIR (**Figura 10**) denotam bandas de absorção específicas associadas a atributos do solo, destacando-se os minerais de argila, o quartzo e o carbono orgânico. Esta região espectral apresenta interações a nível molecular com vibrações fundamentais, as quais expressam feições “puras” de atributos do solo (VISCARRA ROSSEL et al., 2011). A resposta espectral das bandas de absorção na região MidIR pode ser utilizada para obter informações acerca de atributos físicos, químicos e biológicos do solo (VISCARRA ROSSEL et al., 2006). No entanto, estes autores destacam a menor extensão dos testes envolvendo esta região espectral quando comparado a VisNIR-SWIR. A análise morfológica desta região espectral fica a cargo da intensidade de reflectância, com pouca ou nenhuma variação no formato geral da curva.

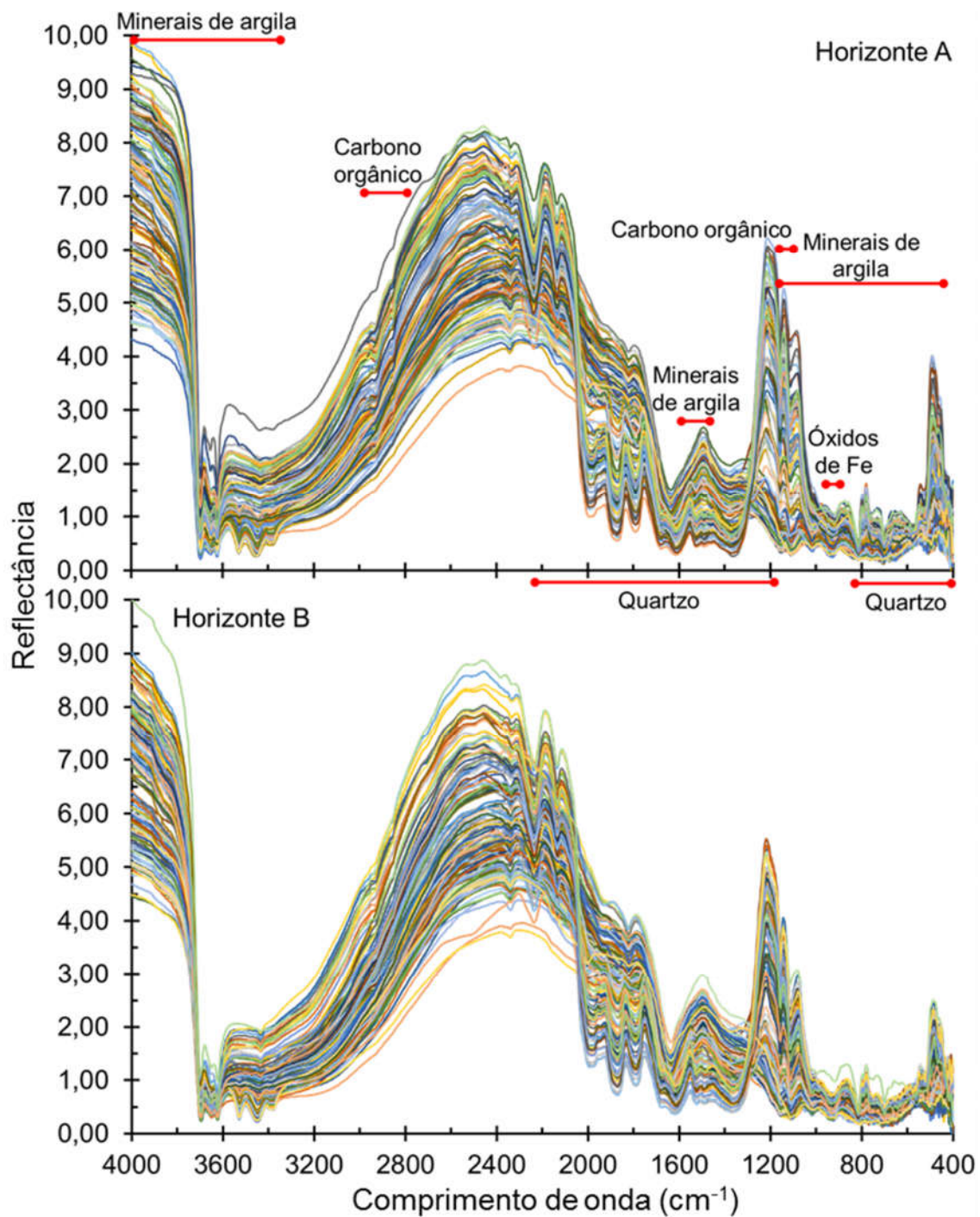


Figura 10 - Curvas espectrais (MidIR, 4.000-400 cm<sup>-1</sup>) e representação das regiões com bandas de absorção ligadas à atributos do solo e setas indicativas do aspecto das curvas de amostras de horizontes superficiais (A) e subsuperficiais (B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

### 3.2.2 Comportamento espectral dos horizontes do solo e a relação textural

#### 3.2.2.1 VisNIR-SWIR

O efeito do grau de diferenciação textural entre horizontes é claramente notado na representação gráfica das curvas espectrais dos horizontes superficiais e subsuperficiais e da diferença de reflectância em cada banda (**Figura 11; Figura 12; Figura 13; Figura 14; Figura 15; Figura 16**), o qual é expresso principalmente pelo afastamento das curvas espectrais, com a máxima expressão a 2.495 nm. Demattê et al. (2014) destacam a importância da análise morfológica de curvas espectrais de horizontes de um mesmo perfil de solo, uma vez que indicam diferenças entre estes. Os autores indicam o cruzamento das curvas espectrais na região do SWIR como forte indício das diferenças entre horizontes.

As diferenças são mais expressivas em perfis de solo com horizontes superficiais de textura arenosa e menos expressivas nos solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa. Naturalmente, solos com horizontes superficiais mais arenosos serão mais facilmente distinguíveis dos horizontes subjacentes, pois as feições de absorção características dos minerais da fração argila serão menores devido aos menores teores e à maior susceptibilidade ao recobrimento significativo das partículas da fração areia do solo pela matéria orgânica. Este efeito é bastante reduzido nos solos de textura argilosa ou muito argilosa (**Figura 15; Figura 16**), reduzindo a expressão do grau de diferenciação textural.

O estudo dos coeficientes de correlação entre a diferença de reflectância em cada banda do espectro VisNIR-SWIR (**Figura 17**) e a relação textural denota relação direta entre o espectro e as bandas de absorção devidas aos minerais de argila (1400 nm,  $r = 0,46$ ; 1900 nm,  $r = 0,63$ ; e 2200 nm,  $r = 0,78$ ), ao Carbono orgânico (2350 nm,  $r = 0,70$ ) e com a expressão dos óxidos de Fe na região entre 350 e 450 nm ( $r = 0,75$ ). No entanto, a região afetada por óxidos de Fe apresenta correlação negativa com a RT na região entre 575 e 860 nm. Este fato se deve à maior expressão da reflectância devida à coloração característica dos óxidos de Fe, presentes em maiores quantidades e menos afetados pela matéria orgânica em subsuperfície.

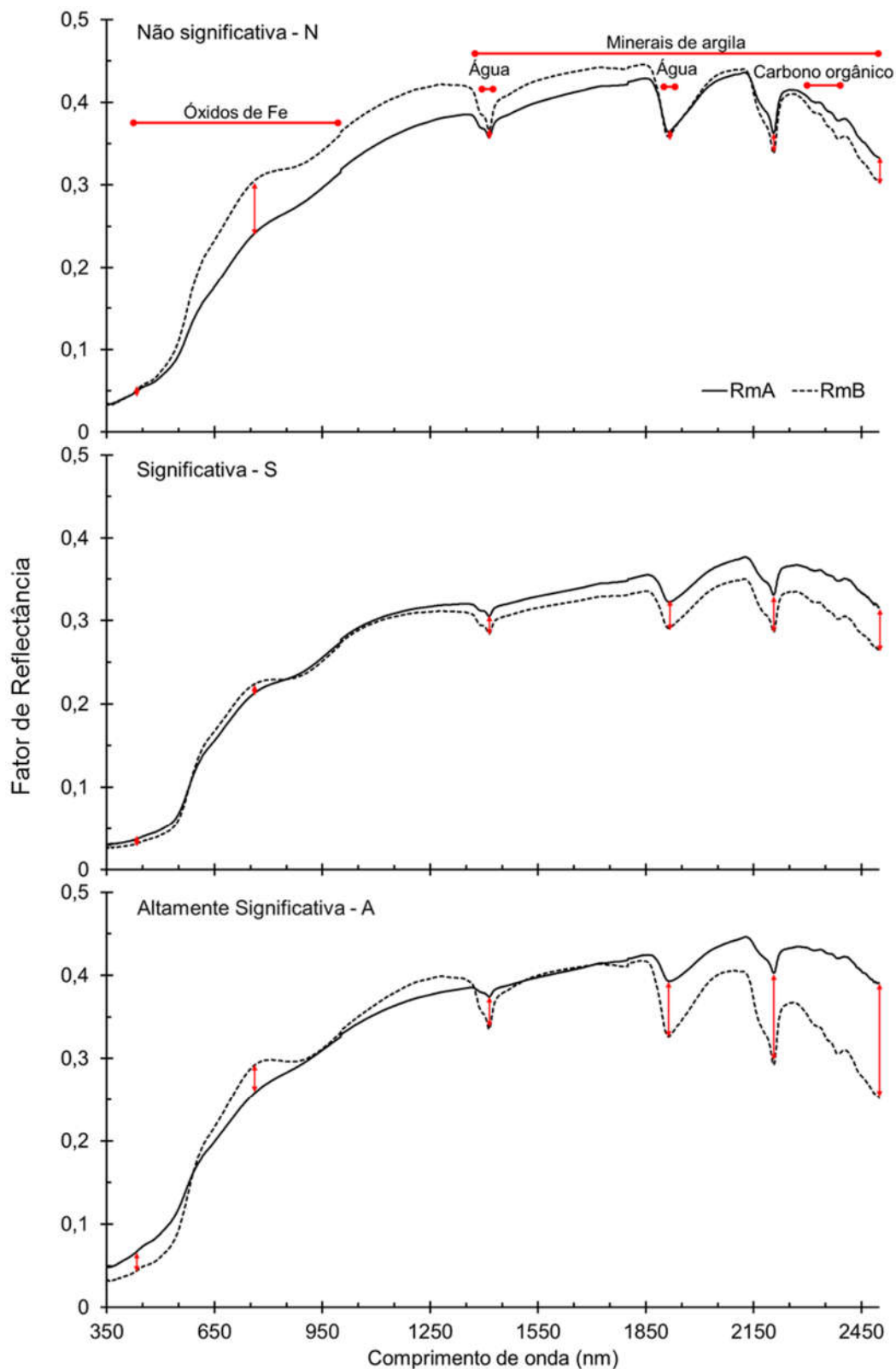


Figura 11 - Reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque das bandas mais afetadas pela RT

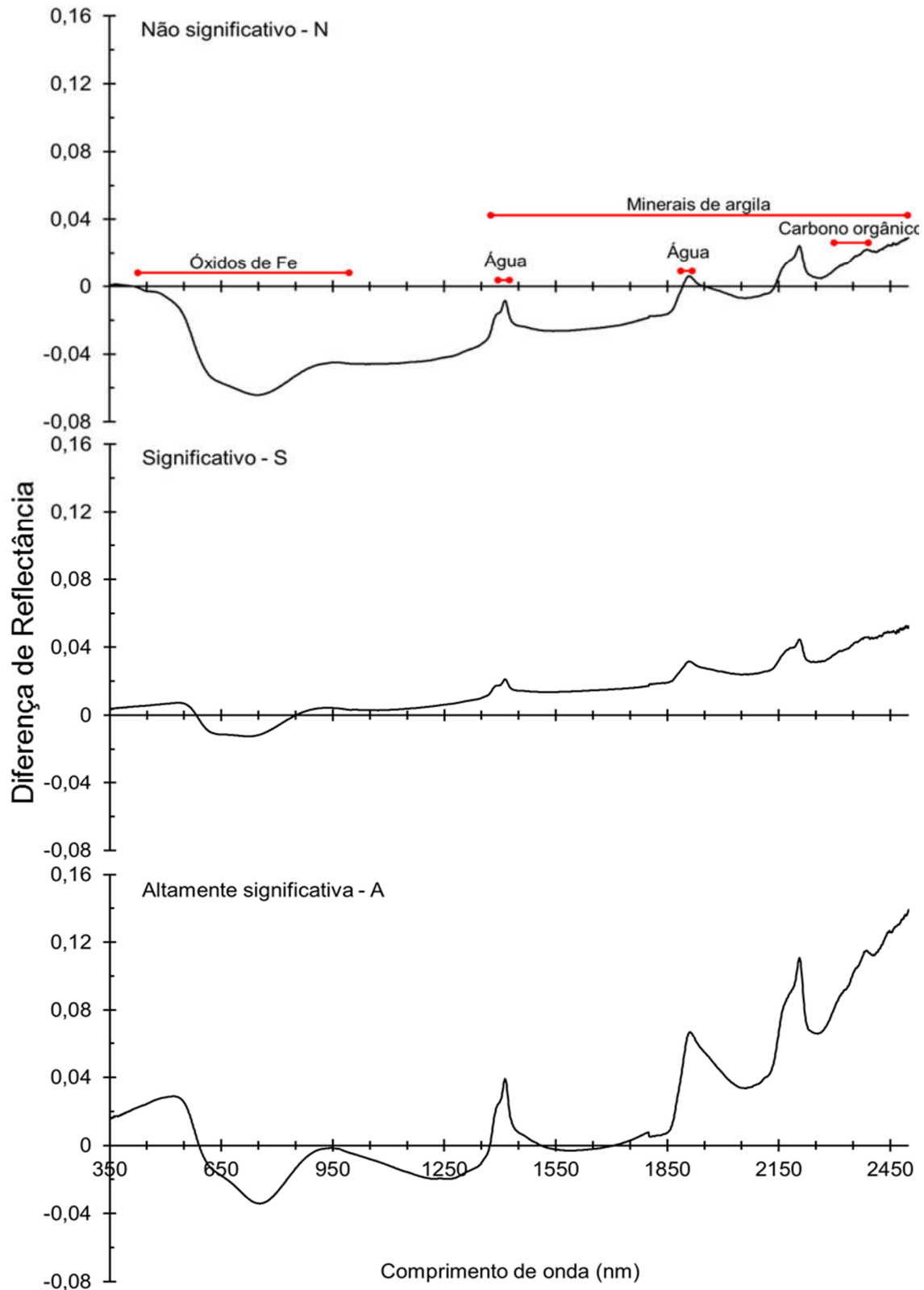


Figura 12 – Diferença de reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque dos valores das bandas mais afetadas pela RT

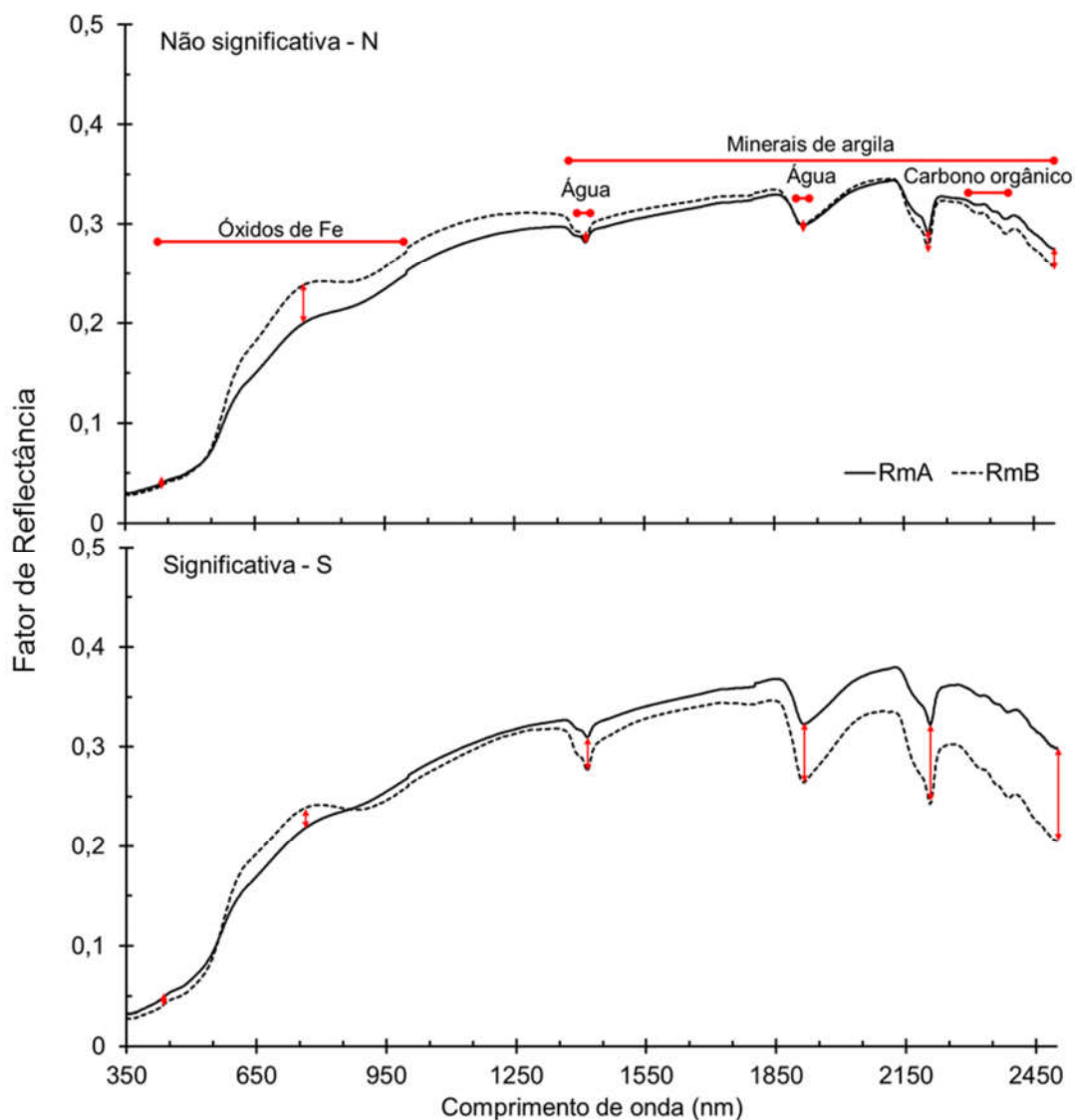


Figura 13 - Reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura média com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque das bandas mais afetadas pela RT



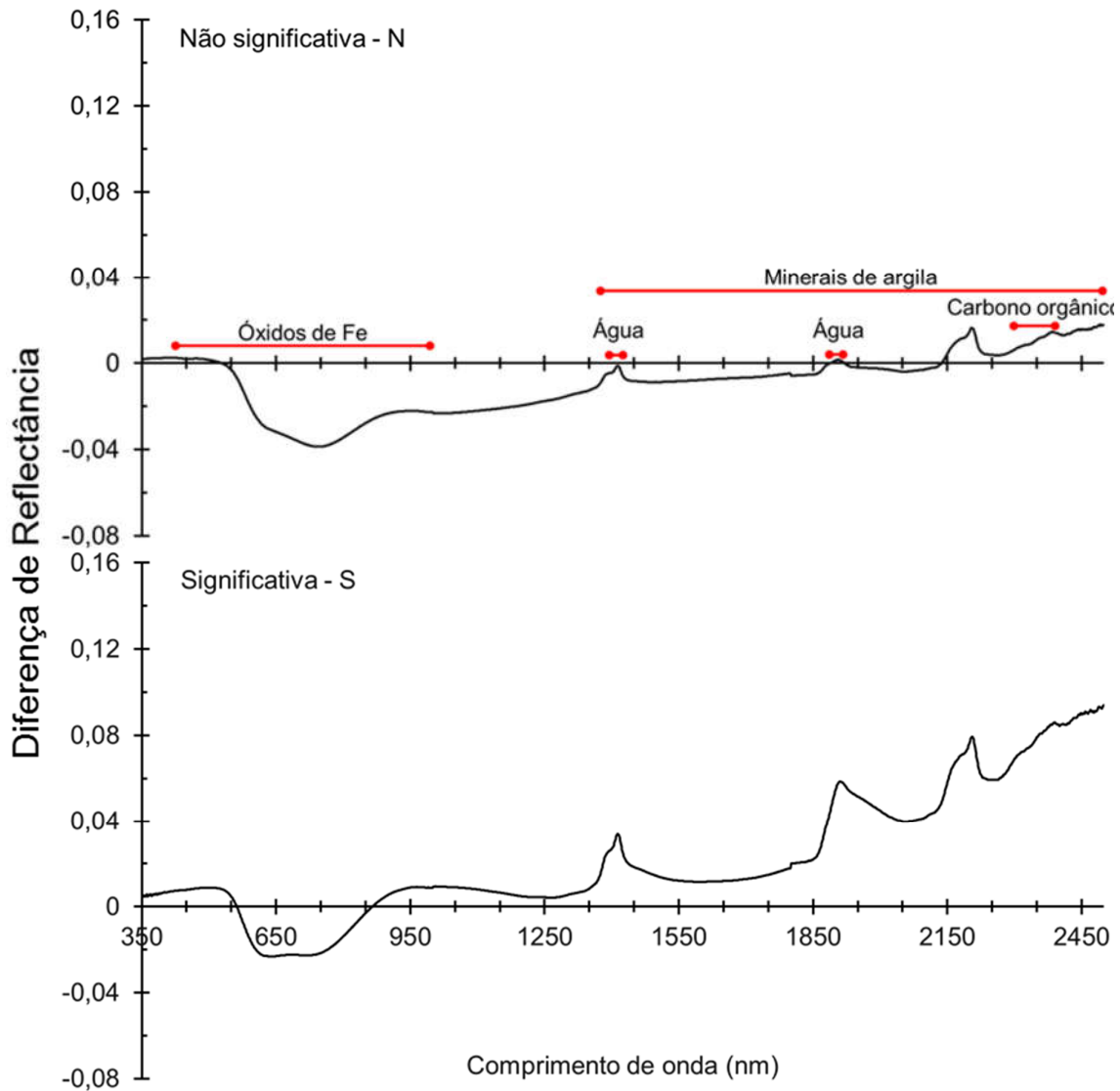


Figura 14 - Diferença de reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura média com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque dos valores das bandas mais afetadas pela RT

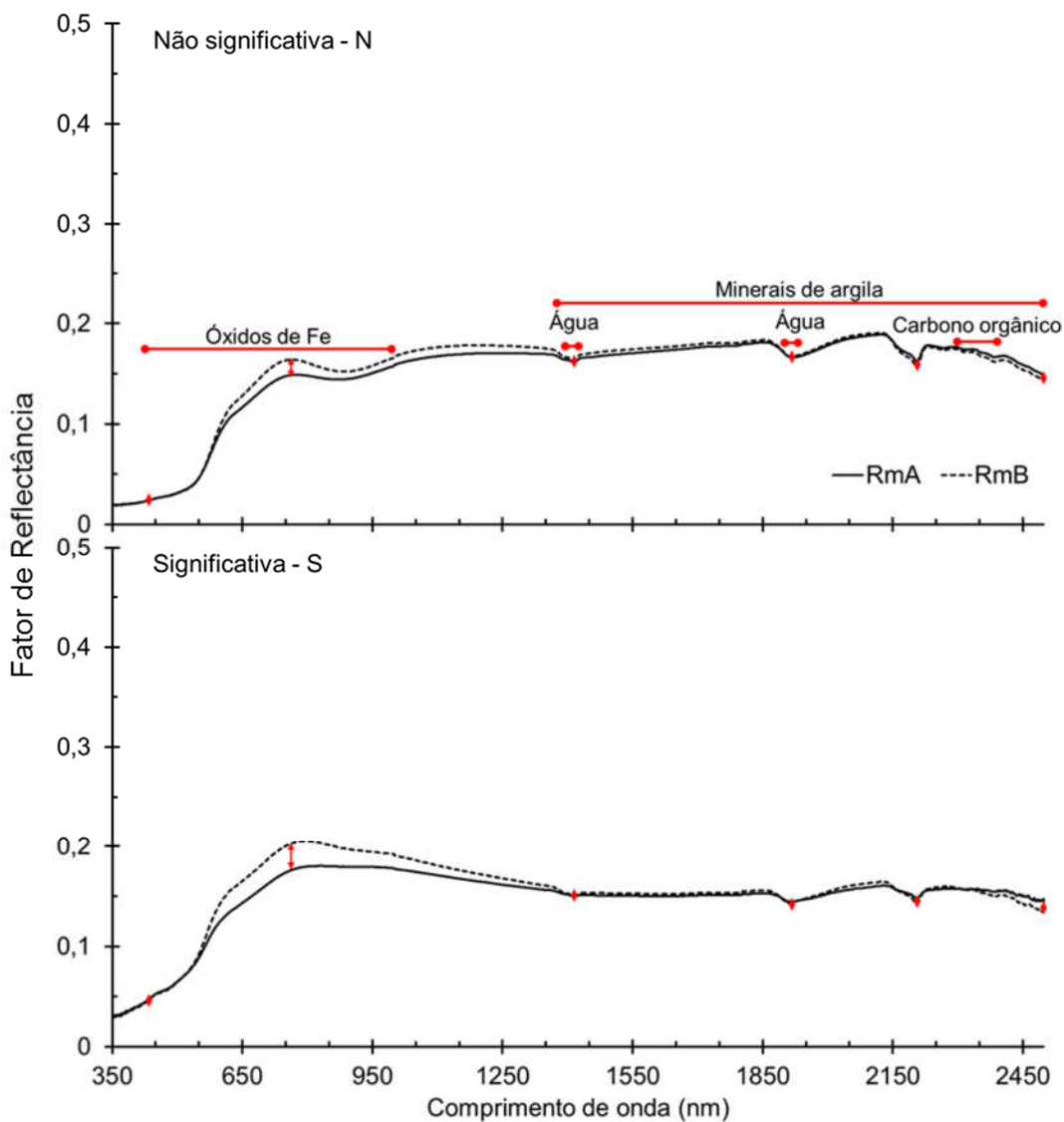


Figura 15 - Reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa e solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque das bandas mais afetadas pela RT

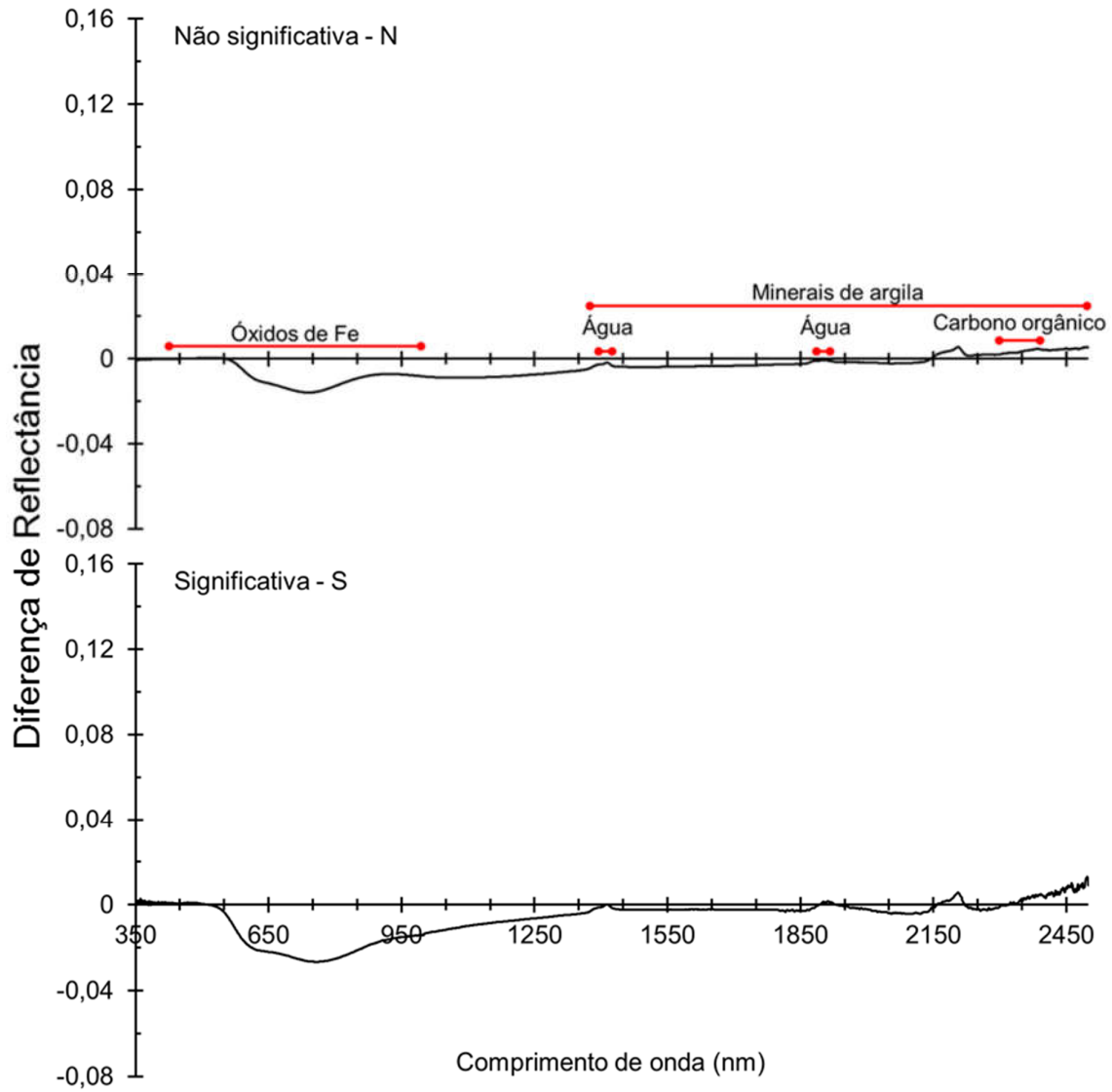


Figura 16 - Diferença de reflectância VisNIR-SWIR (350 - 2.500 nm) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo e destaque dos valores das bandas mais afetadas pela RT

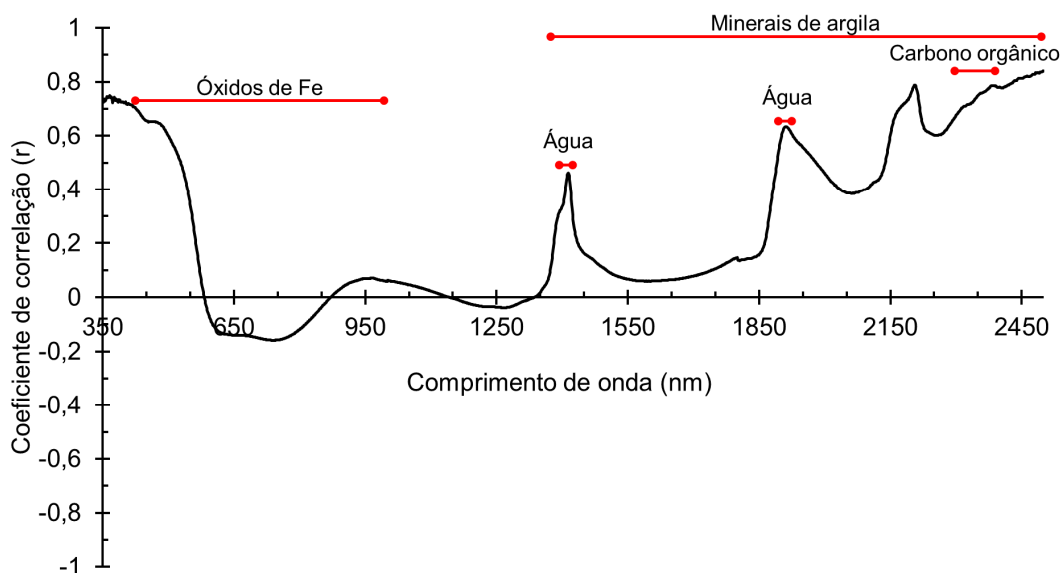


Figura 17 - Coeficientes de correlação ( $r$ ) entre bandas espectrais VisNIR-SWIR (350 – 2.500 nm) e valores de relação textural de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

### 3.2.2.2 MidIR

O grau de diferenciação textural é expresso pelo afastamento das curvas espectrais na região do MidIR, assim como no VisNIR-SWIR (**Figura 18**; **Figura 19**; **Figura 20**; **Figura 21**; **Figura 22**; **Figura 23**). Notavelmente, as diferenças mais fortemente relacionadas à diferenciação textural são aquelas que ocorrem nas regiões com bandas de absorção características de minerais de argila. As bandas de absorção associadas ao quartzo na região do MidIR entre 2050 e 1900  $\text{cm}^{-1}$  apresentam relação oposta à observada para o teor de argila, com maior reflectância nos horizontes subsuperficiais, devido aos menores teores deste mineral.

A análise dos coeficientes de correlação denotam correlações de até 0,88 entre a diferença de reflectância e os valores de relação textural na região do MidIR, sutilmente superior aos observados para a região do VisNIR (**Figura 24**). No entanto, assim como na região VisNIR-SWIR, os maiores coeficientes de correlação são encontrados nas regiões de influência dos minerais de argila. As bandas de absorção devidas ao quartzo apresentam correlação negativa como a relação textural de até  $-0,46$ , em virtude dos menores teores e menor expressão deste mineral em subsuperfície. Esta baixa correlação provavelmente se deve ao recobrimento do quartzo pela matéria orgânica e por minerais de argila.

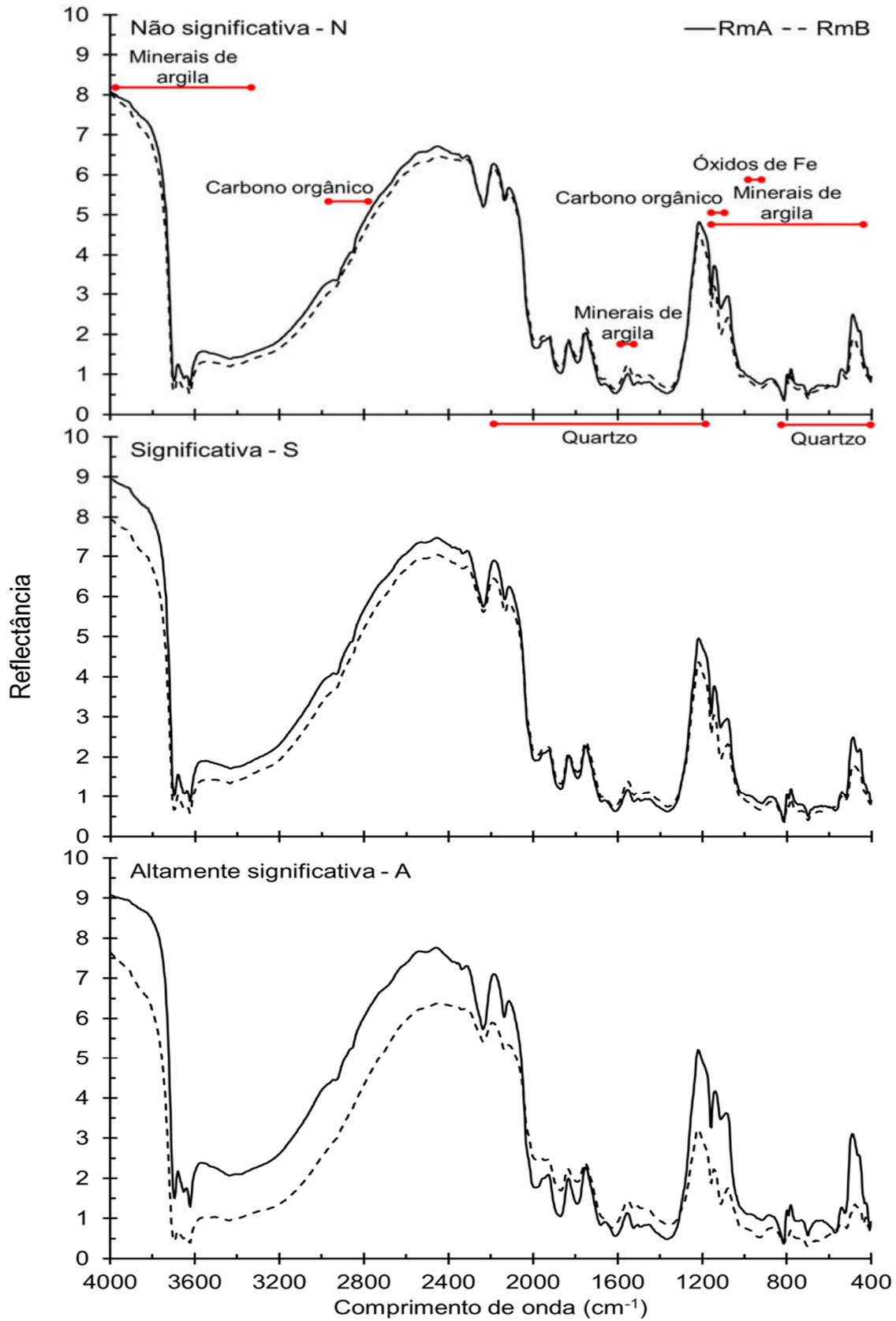


Figura 18 - Reflectância MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural não significativa, significativa ou altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa

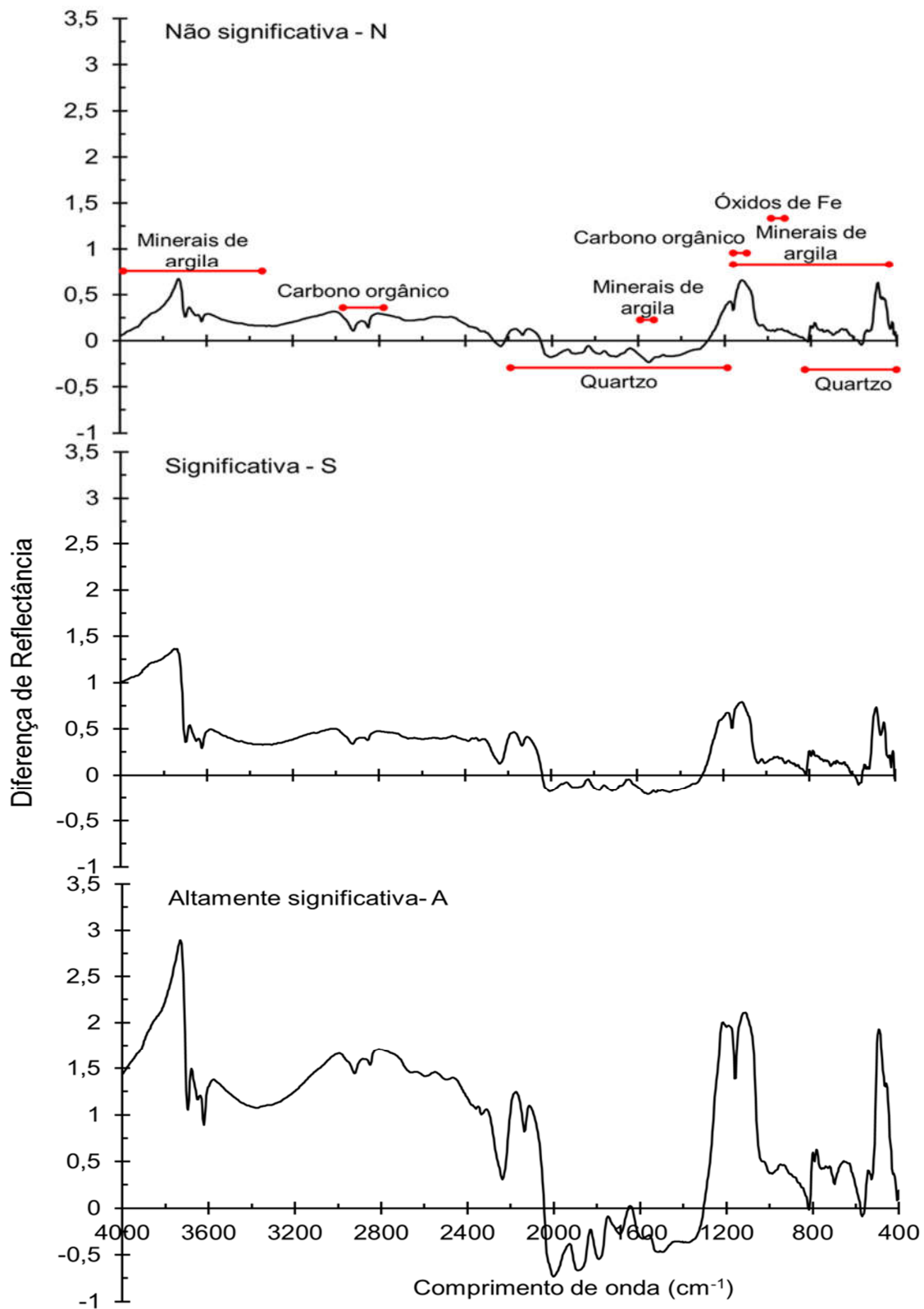


Figura 19 – Diferença de reflectância MidIR (4.000 – 400 cm<sup>-1</sup>) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa, significativa e altamente significativa de solos com horizonte A de textura arenosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo

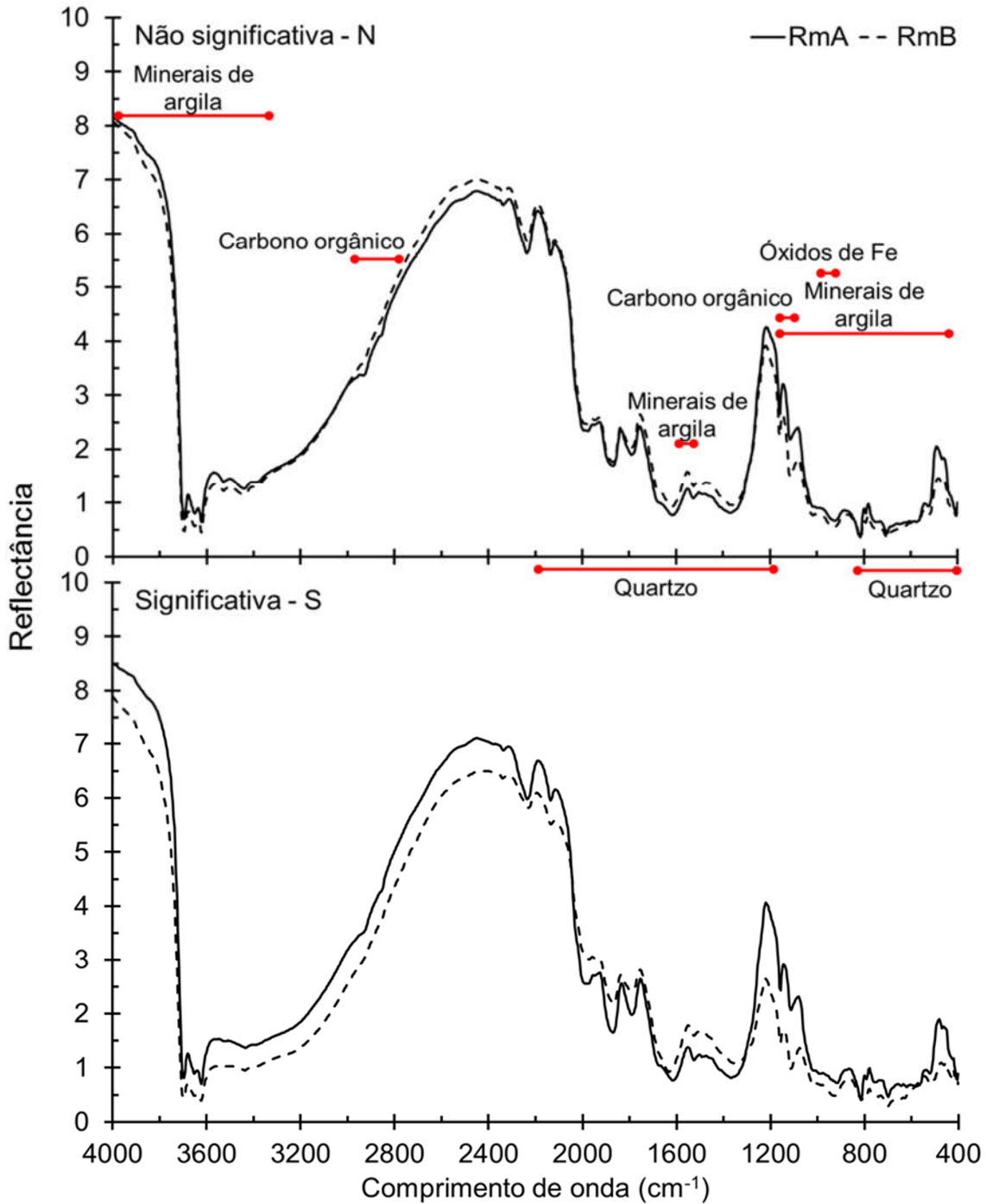


Figura 20 - Reflectância MidIR (4.000 – 400 cm<sup>-1</sup>) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural não significativa, significativa ou altamente significativa de solos com horizonte A de textura média

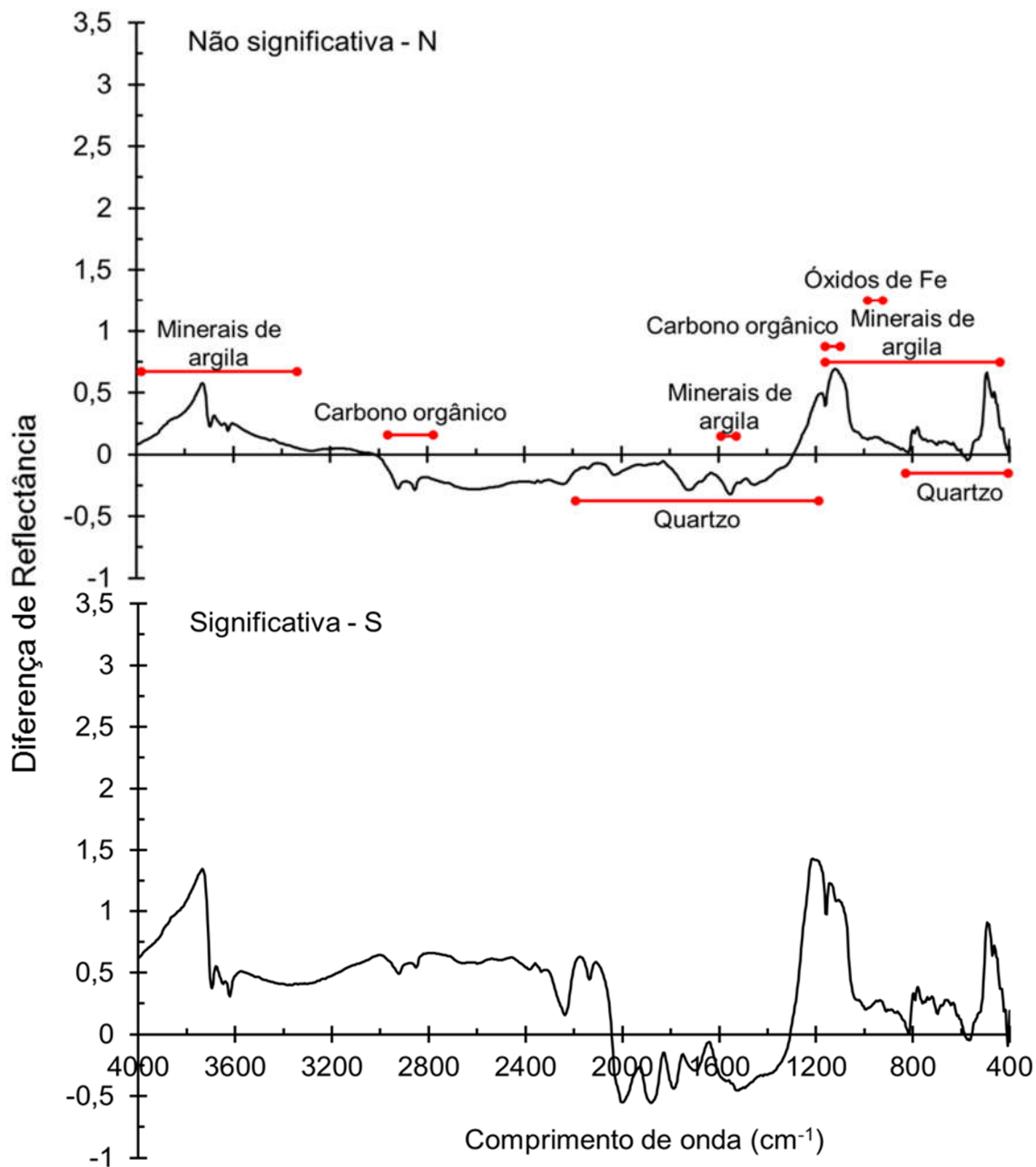


Figura 21 - Diferença de reflectância MidIR (4.000 – 400 cm<sup>-1</sup>) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa e significativa de solos com horizonte A de textura média com representação das regiões de maior influência de atributos do solo



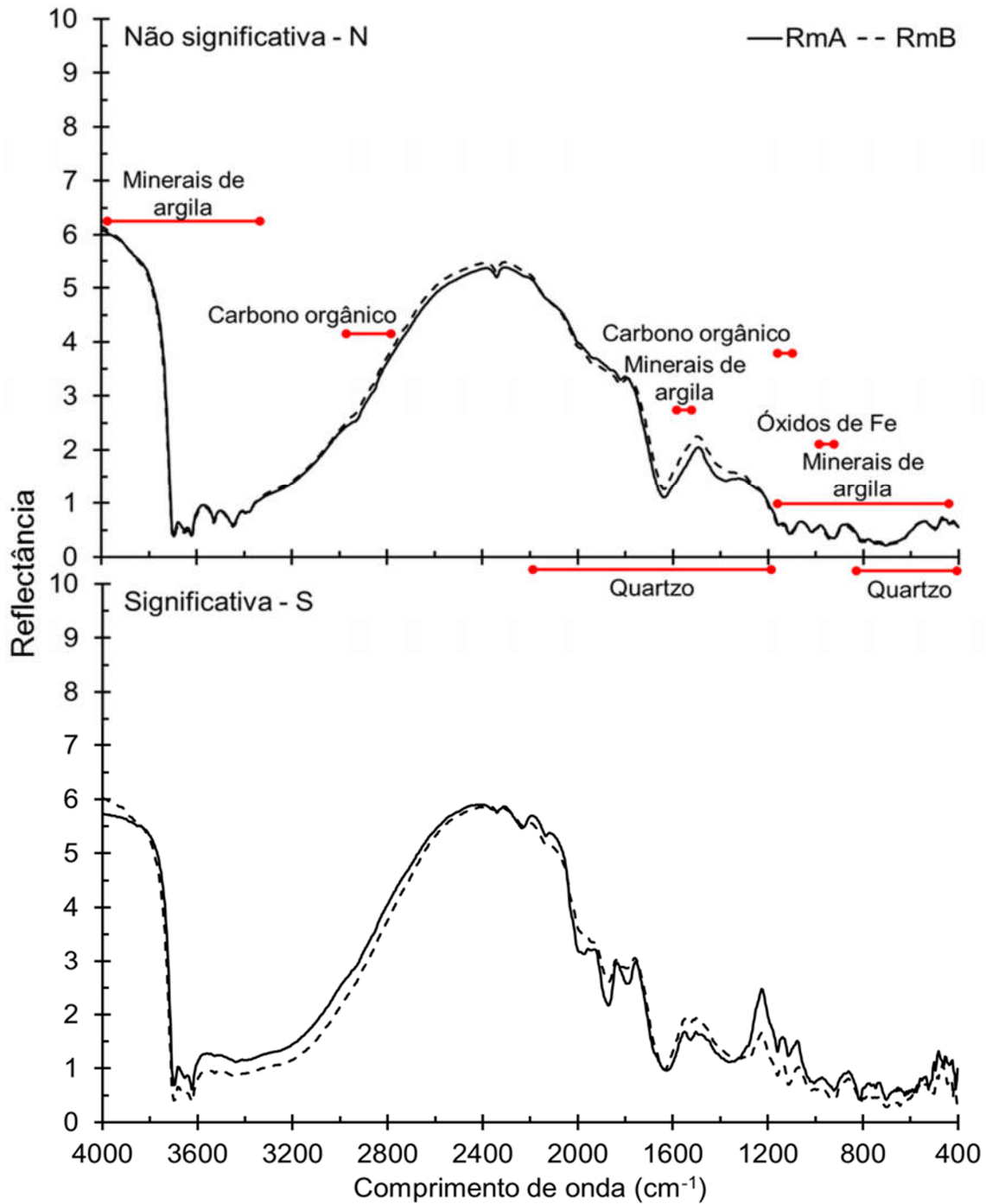


Figura 22 - Reflectância MidIR (4.000 – 400 cm<sup>-1</sup>) média dos horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de perfis de solos com relação textural não significativa, significativa ou altamente significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa

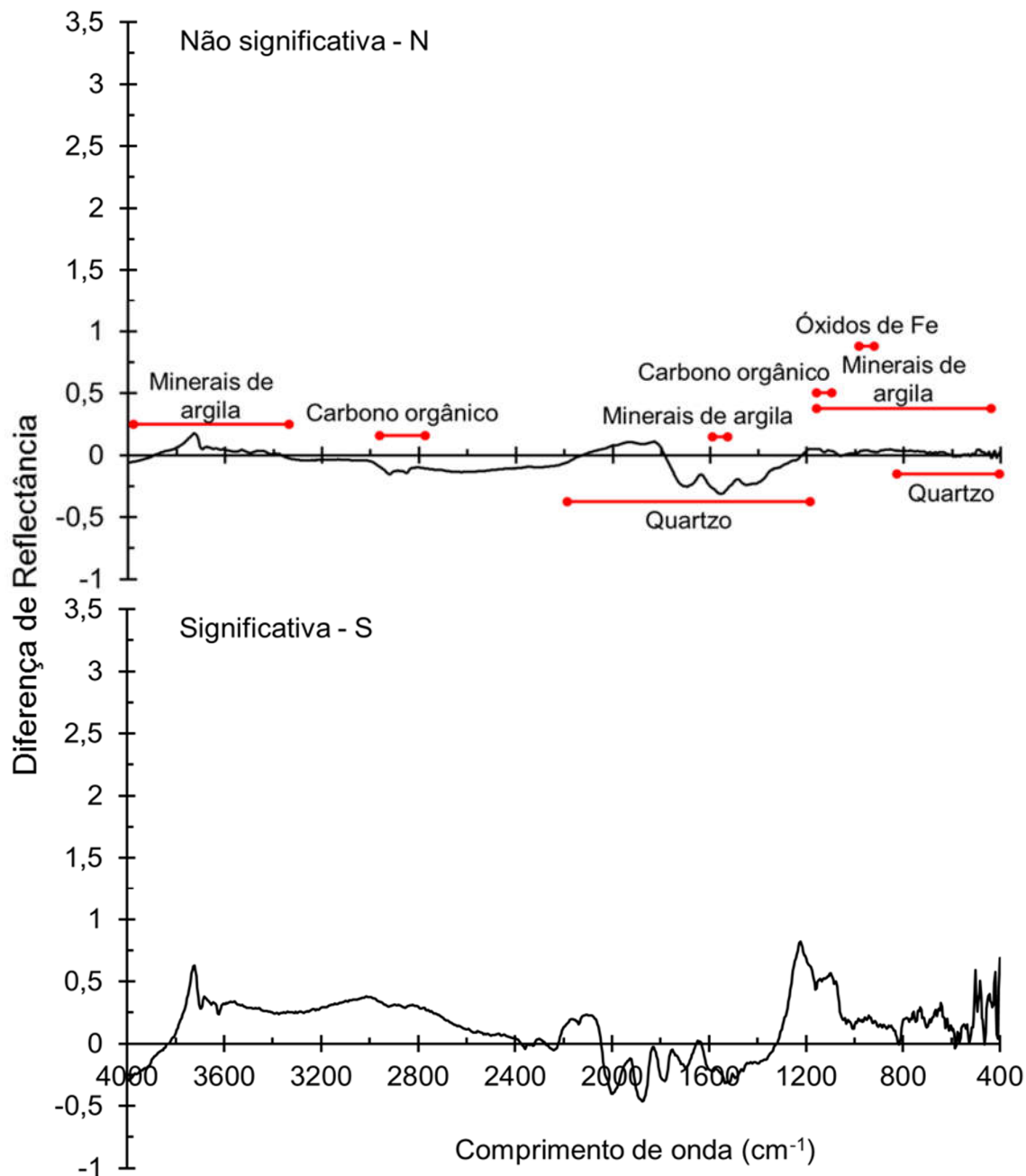


Figura 23 - Diferença de reflectância MidIR (4.000 – 400 cm<sup>-1</sup>) média dos horizontes superficiais e subsuperficiais de perfis de solos com relação textural (RT) não significativa e significativa de solos com horizonte A de textura argilosa ou muito argilosa com representação das regiões de maior influência de atributos do solo

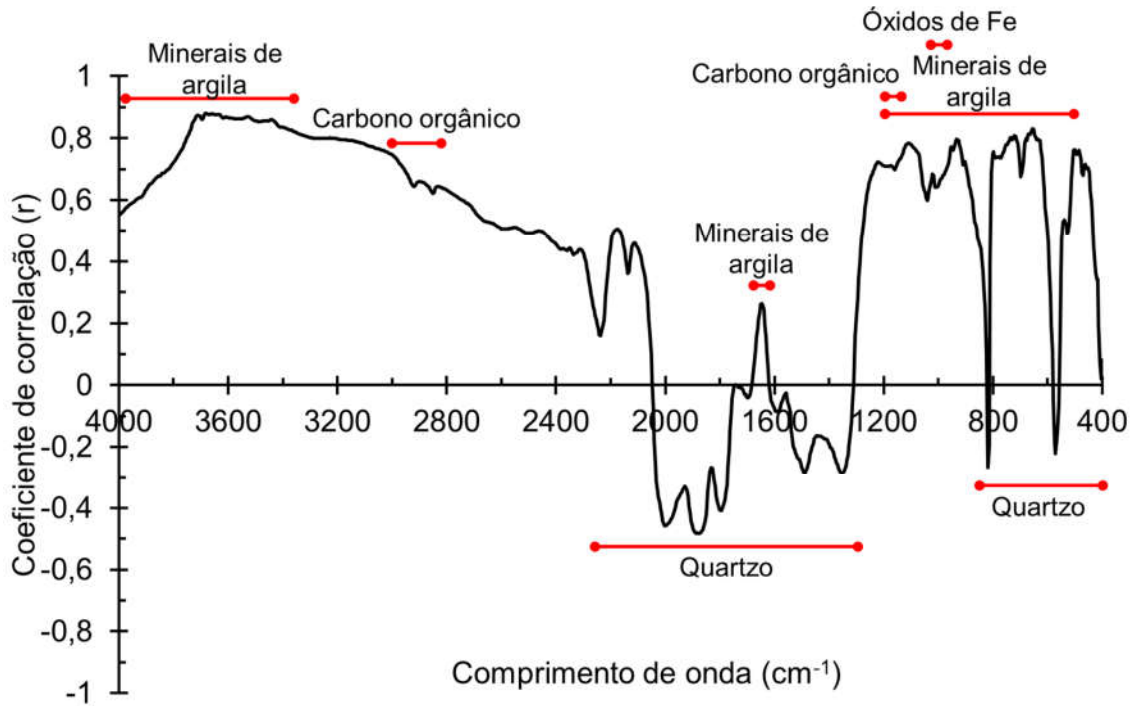


Figura 24 - Coeficientes de correlação (r) entre bandas espectrais MidIR (4.000 – 400  $\text{cm}^{-1}$ ) e valores de relação textural de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

### 3.3 Análise de Componentes Principais (ACP)

#### 3.3.1 Distribuição da variância explicada

O estudo da distribuição da variância explicada por cada componente principal em cada combinação de dados espectrais (VisNIR-SWIR; MidIR; e VisNIR-SWIR-MidIR) (**Figura 25**) denota a seguinte ordem decrescente de colinearidade entre bandas espectrais: VisNIR-SWIR > MidIR > VisNIR-SWIR-MidIR. Os cinco primeiros componentes principais (CP's) do modelo VisNIR-SWIR explicam 99 % da variância da reflectância espectral dos solos, enquanto que, no modelo MidIR e VisNIR-SWIR-MidIR, 99 % e 97 % da variância, respectivamente, é explicada pelos nove primeiros CP's. O grau de colinearidade entre variáveis é extremamente relevante à análise de componentes principais, uma vez que, em casos extremos, o primeiro Componente Principal (CP1) assumiria 100 % da variância (colinearidade = 1) ou a variância inicialmente associada às variáveis originais (colinearidade = 0).

O primeiro componente principal (CP1) da região espectral VisNIR-SWIR representa 66 % da variância da reflectância nesta região, enquanto que na região MidIR, o CP1 representa 55 % da variância, e na combinação das duas regiões, 46 % (**Figura 25**). Estes fatos evidenciam o maior número de informações complementares contidas em cada banda da região espectral MidIR. No entanto, a região VisNIR-SWIR contém informações não redundantes ao modelo obtido pela fusão das regiões espectrais (VisNIR-SWIR-MidIR), fato denotado pela maior distribuição da variância entre os componentes principais para este modelo.

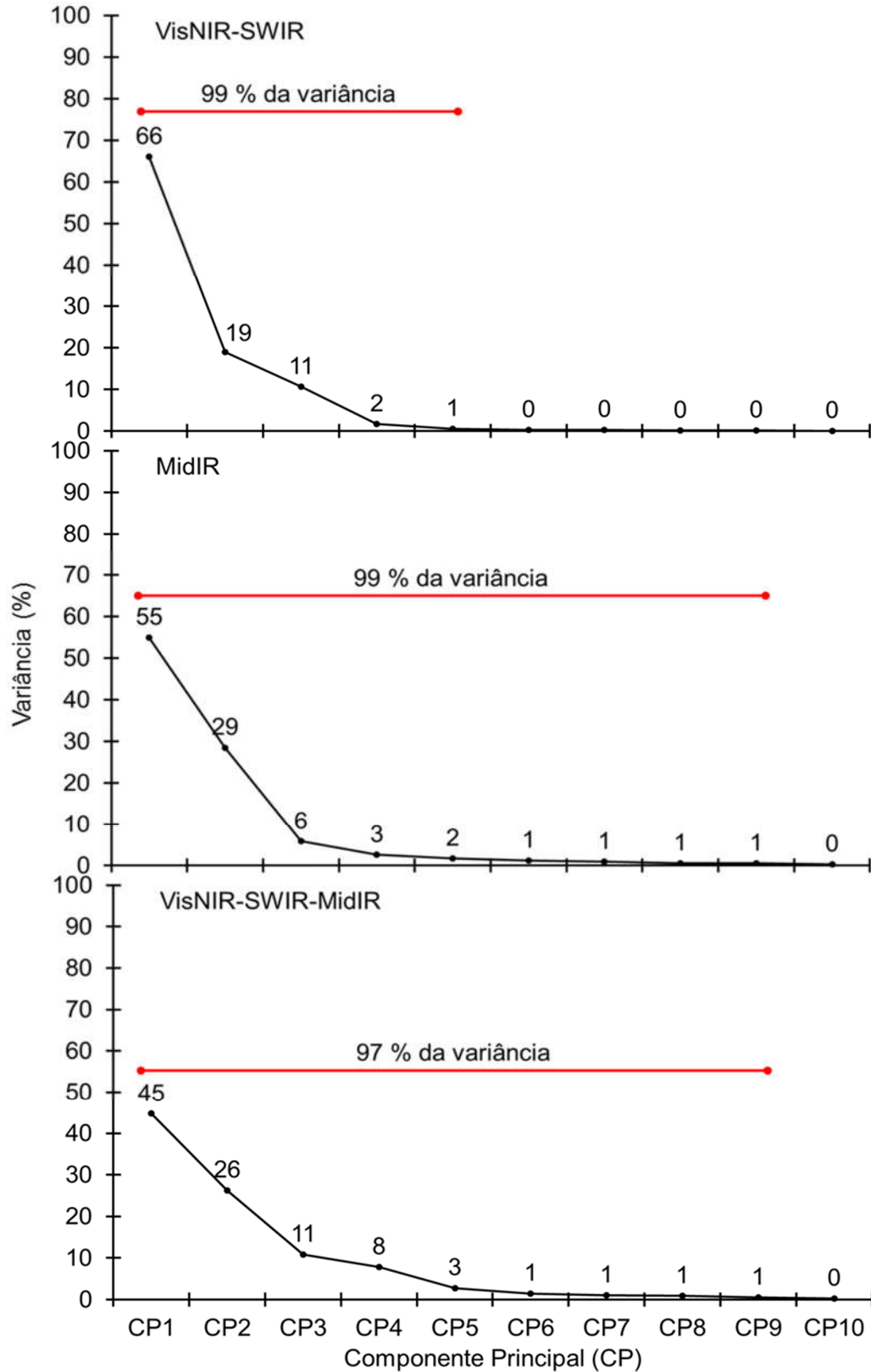


Figura 25 – Representação gráfica da variância explicada por cada componente principal (CP) resultante da análise dos dados de diferença de reflectância entre horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

### 3.3.2 Caracterização dos componentes principais

O componente principal 1 (CP1) da análise dos dados VisNIR-SWIR (66 % da variância) é caracterizado por cargas positivas em todas as bandas espectrais (**Figura 26**). Sendo assim, uma vez que os dados de diferença de reflectância são positivos nas bandas em que a reflectância do horizonte A é maior que a de B, e negativos quando o inverso ocorre, perfis de solos com maior diferenciação textural tendem a ter escores positivos para este componente enquanto que os mesmos tendem a ser negativos para perfis com diferenciação textural não significativa, como pode ser verificado no gráfico “biplot” dos escores CP 1 x CP1 (ANEXO C). O primeiro CP de dados espectrais geralmente é associado à intensidade de reflectância da amostra, sendo por vezes denominado de albedo (MENESES; MADEIRA NETTO, 2001).

O segundo e o terceiro CP's (VisNIR-SWIR), 19 e 11 % da variância, respectivamente, representam diferenças entre regiões da curva espectral, com cargas positivas e negativas (**Figura 26**). O segundo CP pode ser descrito como a diferença entre o somatório do efeito dos óxidos de Fe (até 550 nm), do carbono orgânico (2350 nm) e dos argilominerais (1400, 1900, 2200-2500 nm) e o efeito dos óxidos de Fe na região de 550-950 nm. Este CP relaciona os efeitos dos principais fatores que diferenciam horizontes superficiais de subsuperficiais, podendo ser chamados de “Expressão da Fração Argila”.

O CP3 é caracterizado pela diferença entre a região mais afetada por óxidos de Fe (350-1150 nm), com cargas positivas, e a região com maior expressão das bandas de absorção por argilominerais (1150-2350 nm), com cargas negativas. Em última análise, os CPs 2 e 3 denotam diferenças nos formatos das curvas espectrais, resultando em maiores escores (positivos) aquelas observações em que se verifiquem maior reflectância do horizonte superficial em detrimento do subsuperficial, ou seja, nos quais o grau de diferenciação textural seja maior, como nas classes de relação textural “Significativa” e “Altamente Significativa” (ANEXO C).

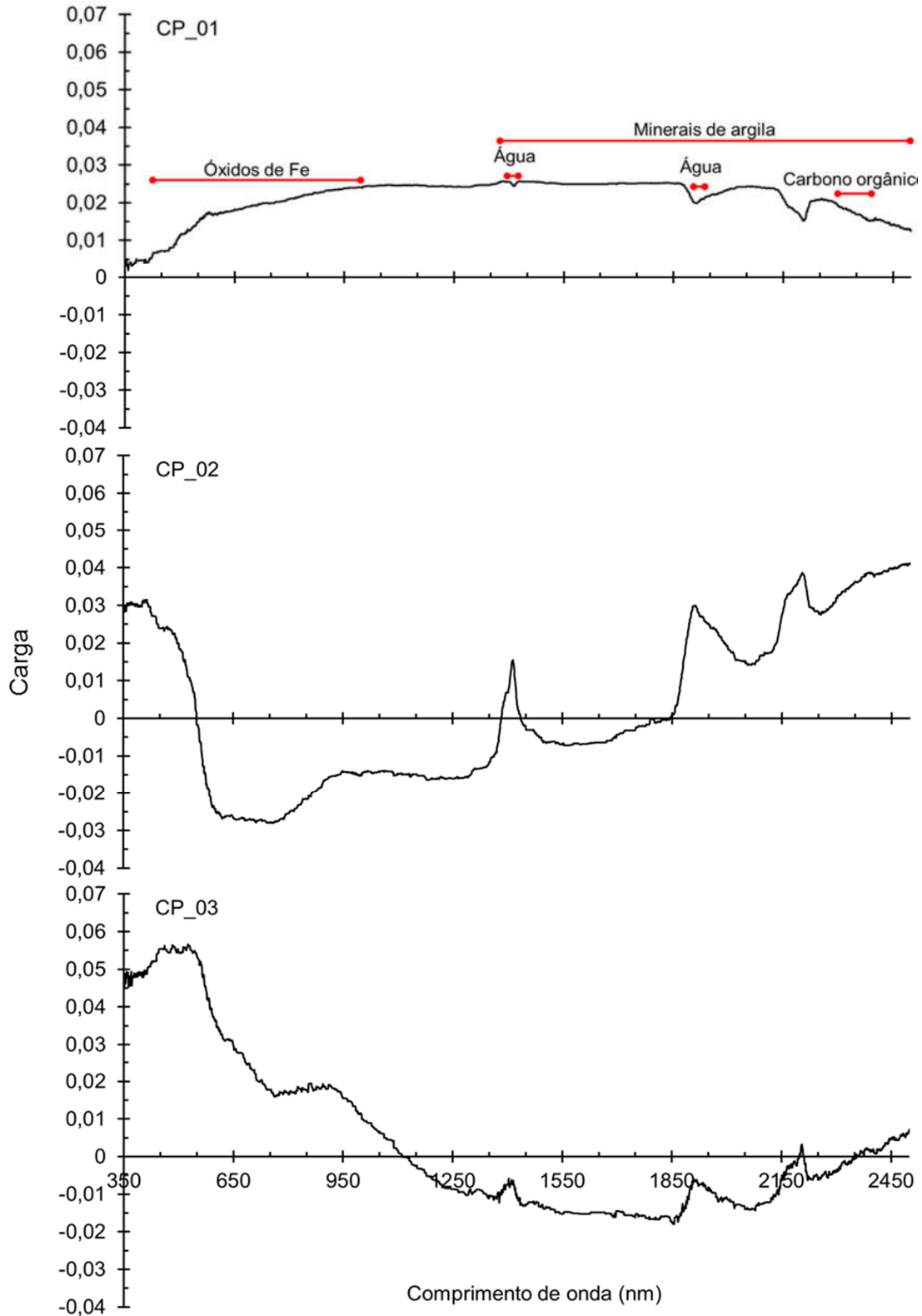


Figura 26 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição dos três primeiros componentes principais (CP) (66, 19 e 11 % da variância, respectivamente) resultantes da análise de dados VisNIR-SWIR obtidos pela diferença de reflectância entre horizontes superficiais (RmA) e subsuperficiais (RmB) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

As cargas das bandas espectrais na região MidIR do primeiro componente principal (CP1, 55 % da variância), assim como no VisNIR-SWIR, indicam a intensidade da diferença de reflectância entre horizontes do solo (**Figura 27**), com valores mais significativos nas regiões com bandas de absorção devidas aos argilominerais, denotando a influência destes na variação da reflectância espectral de solos. O CP2 do modelo MidIR (29 % da variância) corresponde à diferença entre as regiões com bandas de absorção devidas aos argilominerais ( $3800 - 3000 \text{ cm}^{-1}$  e  $1270 - 450 \text{ cm}^{-1}$ ) e as regiões afetadas por bandas de absorção devidas ao quartzo ( $2200 - 1200 \text{ cm}^{-1}$ ). Este componente poderia inadvertidamente ser chamado de “Textura”. O CP3 do modelo MidIR (6 % da variância) é composto pela diferença de reflectância entre a região de  $4000 - 2050 \text{ cm}^{-1}$  e de  $2050 - 400 \text{ cm}^{-1}$ . Os demais componentes correspondem a combinações aleatórias das bandas espectrais geradas pela análise (**Figura 28; Figura 29**), correspondendo a 10 % da variância.

As cargas das bandas espectrais VisNIR-SWIR-MidIR para o CP1 (45 % da variância) diferem do comportamento das combinações espectrais apresentadas anteriormente, apresentando cargas negativas na composição deste CP na região sob maior influência das bandas de absorção devidas ao quartzo (**Figura 30**). Outro ponto a ser destacado é a maior relevância da região VisNIR-SWIR na composição do escore deste componente. Este fato provavelmente está associado à intensidade da diferença de reflectância entre horizontes, mais expressiva na região VisNIR-SWIR. Knox et al. (2015) relatam que as características da região espectral VisNIR-SWIR ficam menos proeminentes quando se utilizam esta e a MidIR em simultâneo.

O CP2 do modelo VisNIR-SWIR-MidIR (26 % da variância) (**Figura 30**) é caracterizado pelo mesmo comportamento observado nos modelos anteriores, podendo também ser chamado de “Textura”. Entretanto, o CP3 deste mesmo modelo (11 % da variância) apresenta cargas significativamente diferentes das observadas nos modelos das regiões individuais, sendo caracterizado por cargas negativas nas regiões com maior influência dos argilominerais ( $1250 - 2500 \text{ nm}$  e  $1157 - 517 \text{ cm}^{-1}$ ) e por cargas positivas nas regiões afetadas por óxidos de Fe ( $380 - 1250 \text{ nm}$ ), por quartzo ( $2233 - 1362 \text{ cm}^{-1}$ ) e pelo carbono orgânico ( $2924$  e  $2843 \text{ cm}^{-1}$ ) (**Figura 30**). As combinações aleatórias geradas para os demais CP's misturam os efeitos de um mesmo atributo, fazendo com que este assumam cargas ora positivas, ora negativas, explicando 18 % da variância da reflectância espectral dos solos.



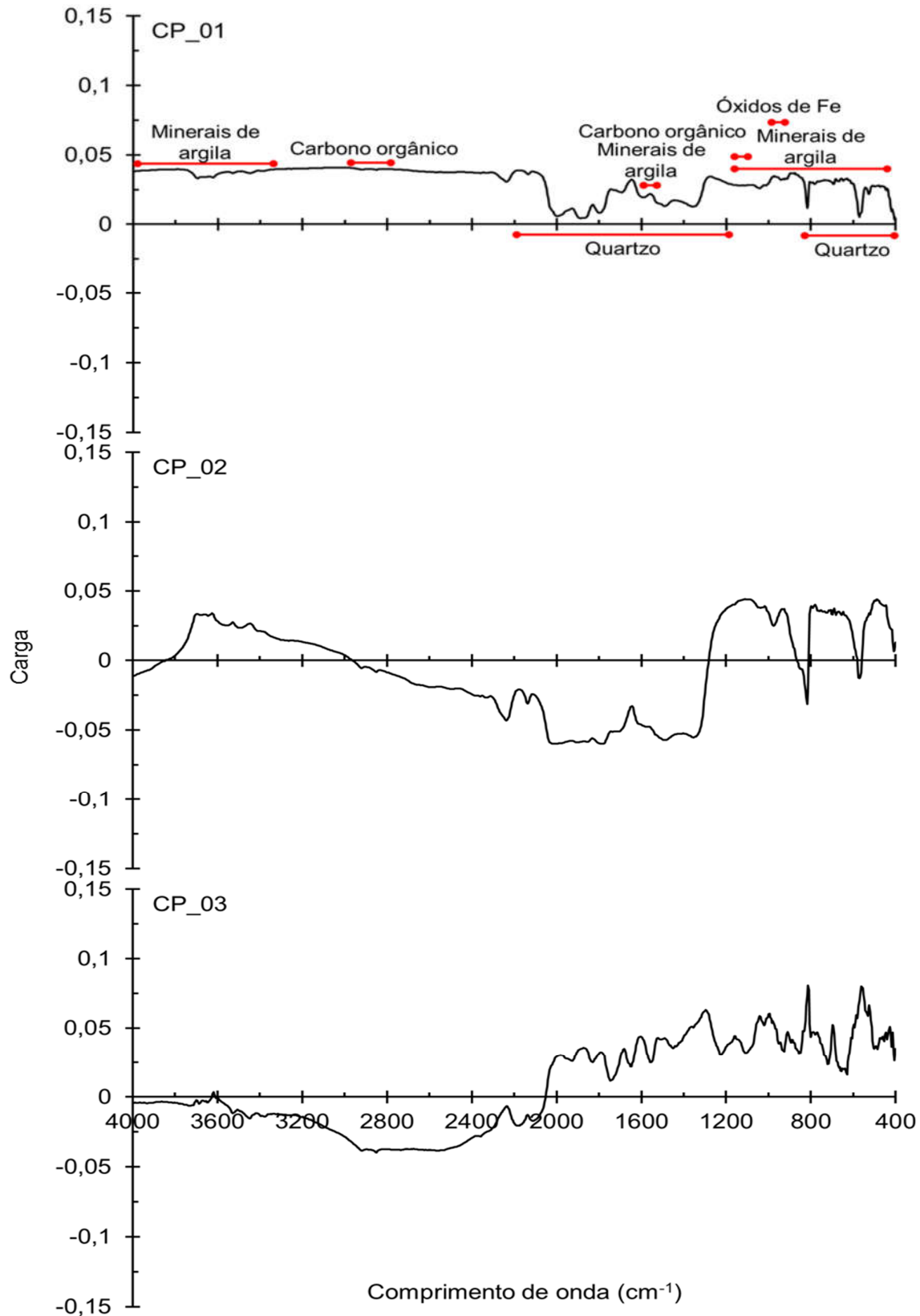


Figura 27 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição dos três primeiros componentes principais (CP) (90 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

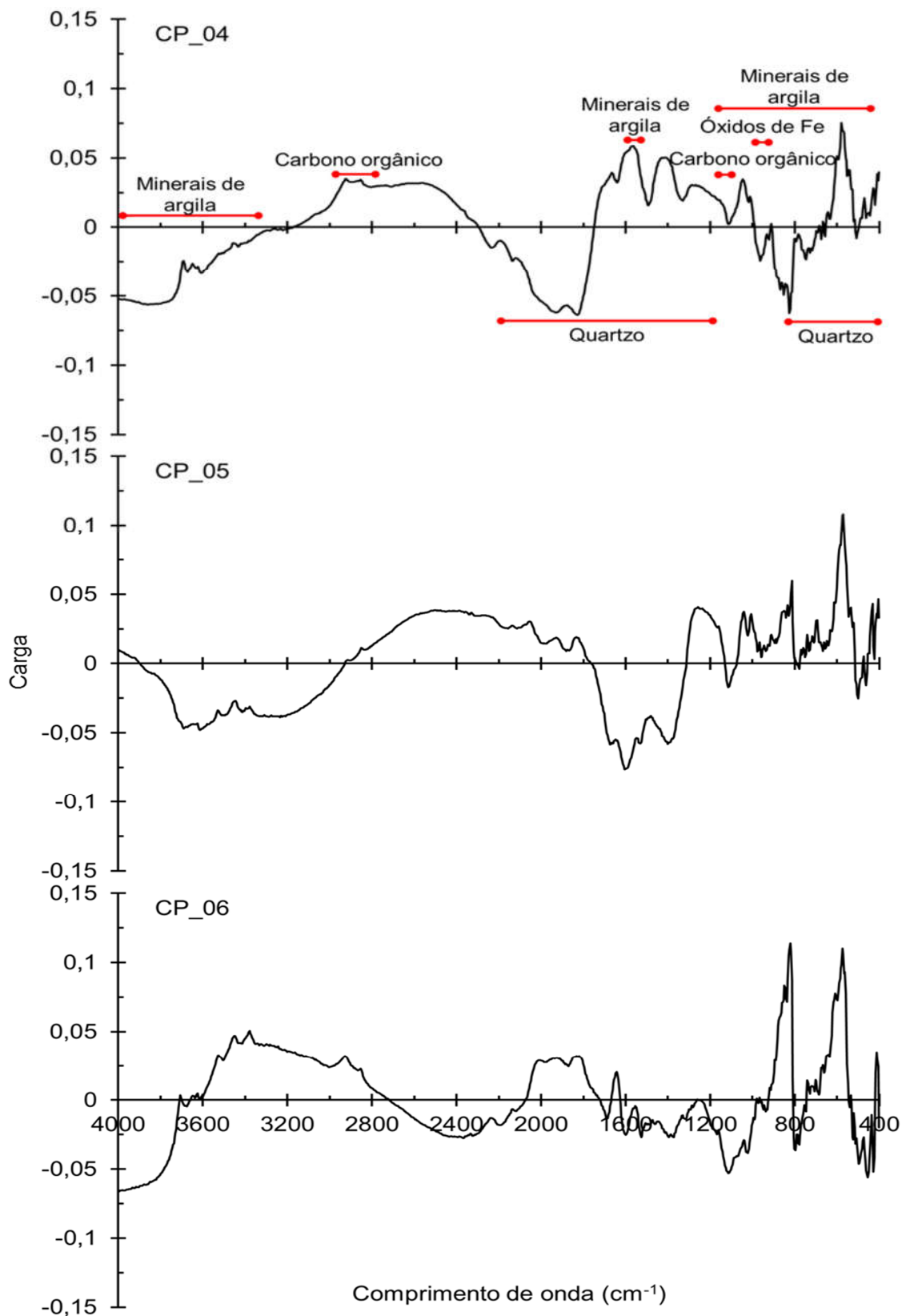


Figura 28 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 4<sup>o</sup>, 5<sup>o</sup> e 6<sup>o</sup> componentes principais (CP) (6 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

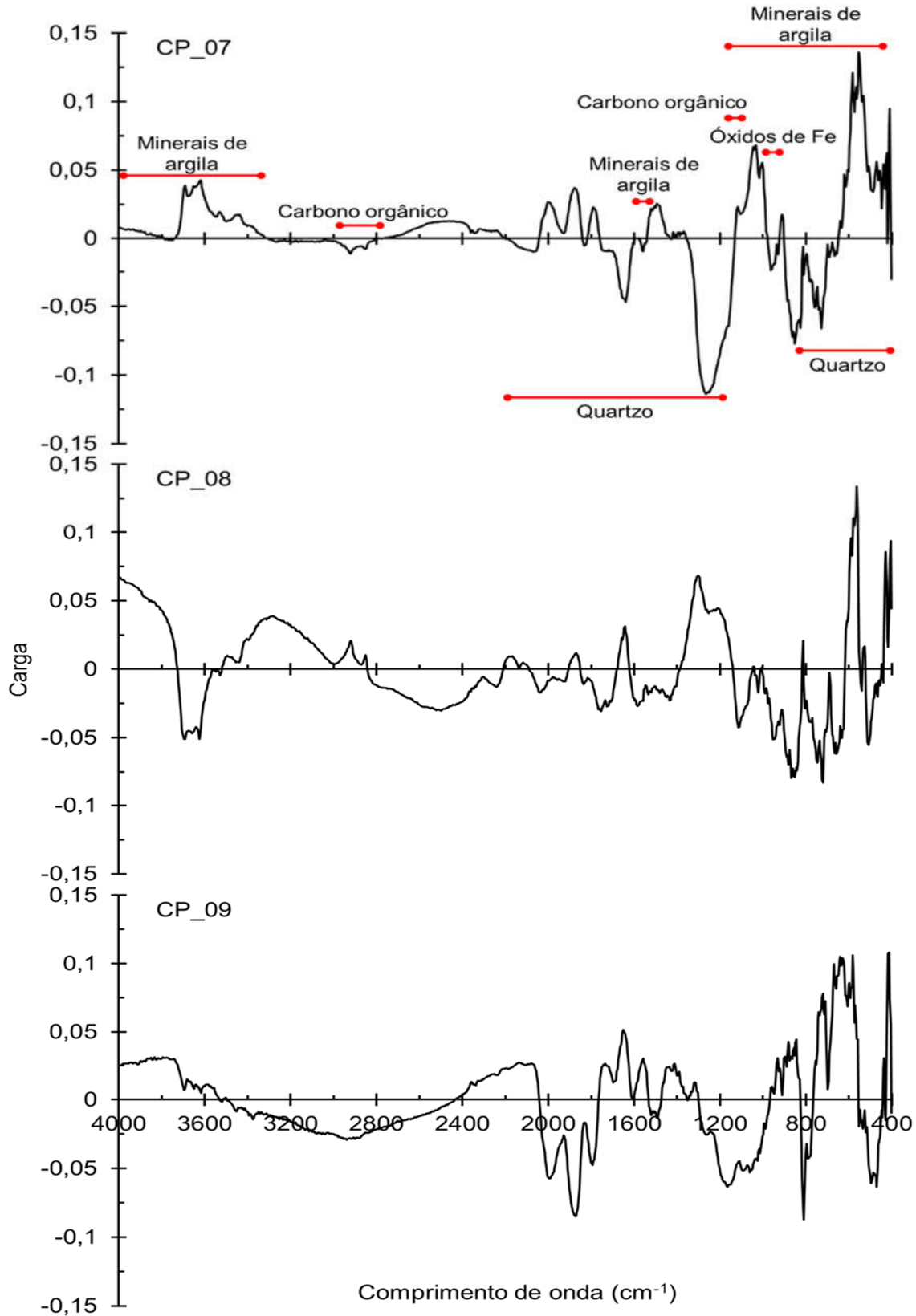


Figura 29 - Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 7º, 8º e 9º componentes principais (CP) (3 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

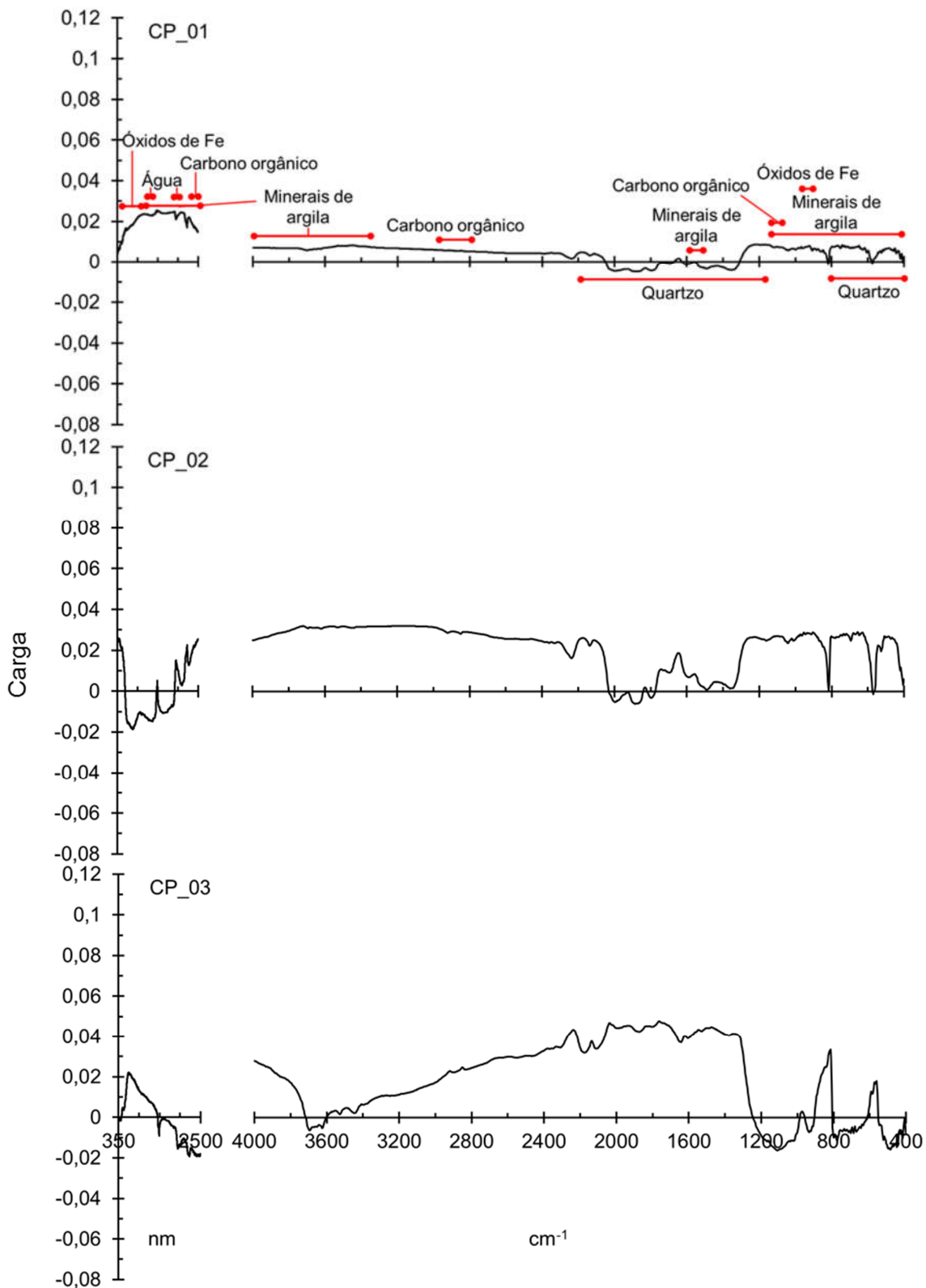


Figura 30 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição dos três primeiros componentes principais (CP) (82 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância VisNIR-SWIR-MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

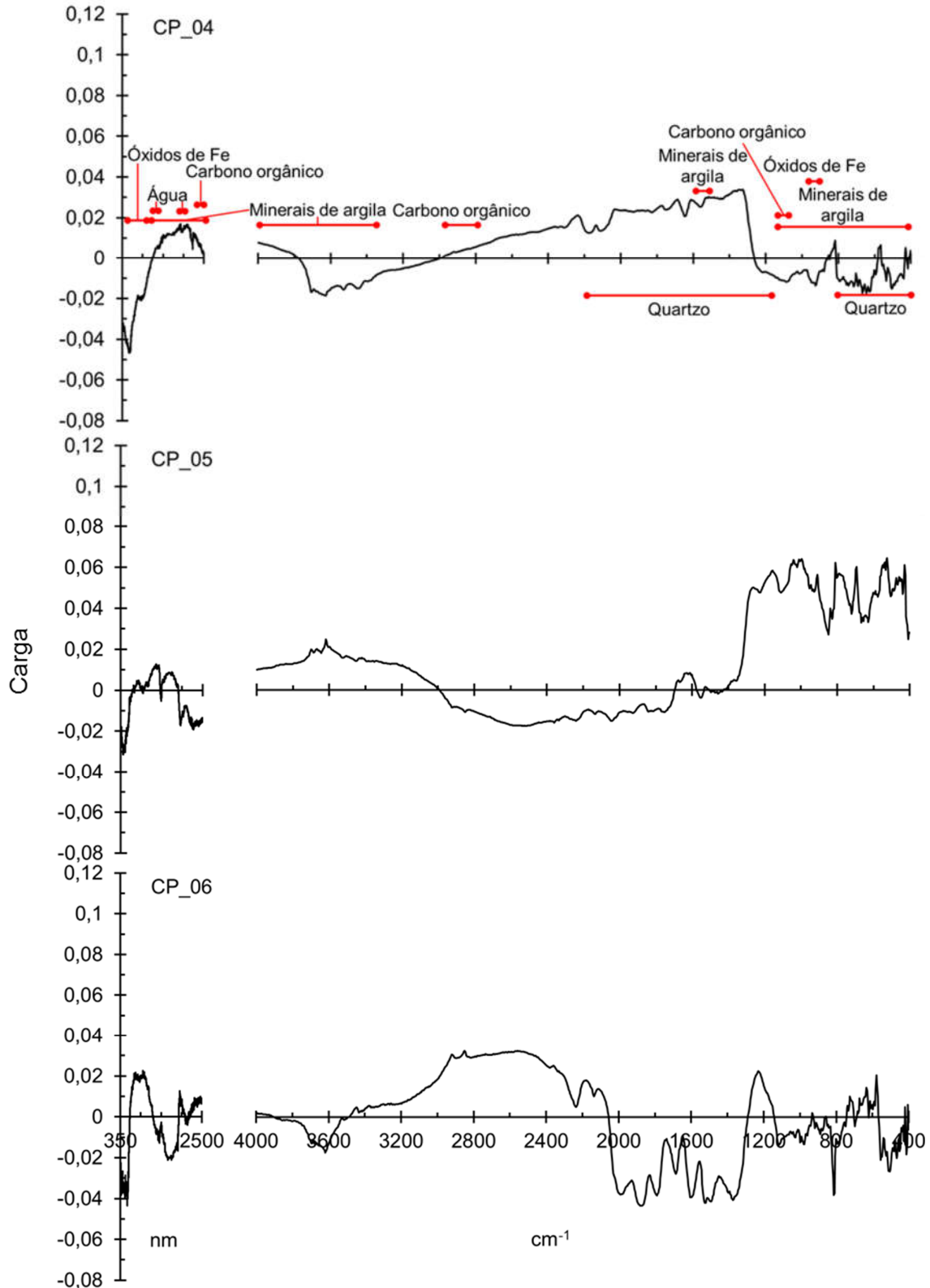


Figura 31 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 4º, 5º e 6º componentes principais (CP) (12 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância VisNIR-SWIR-MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

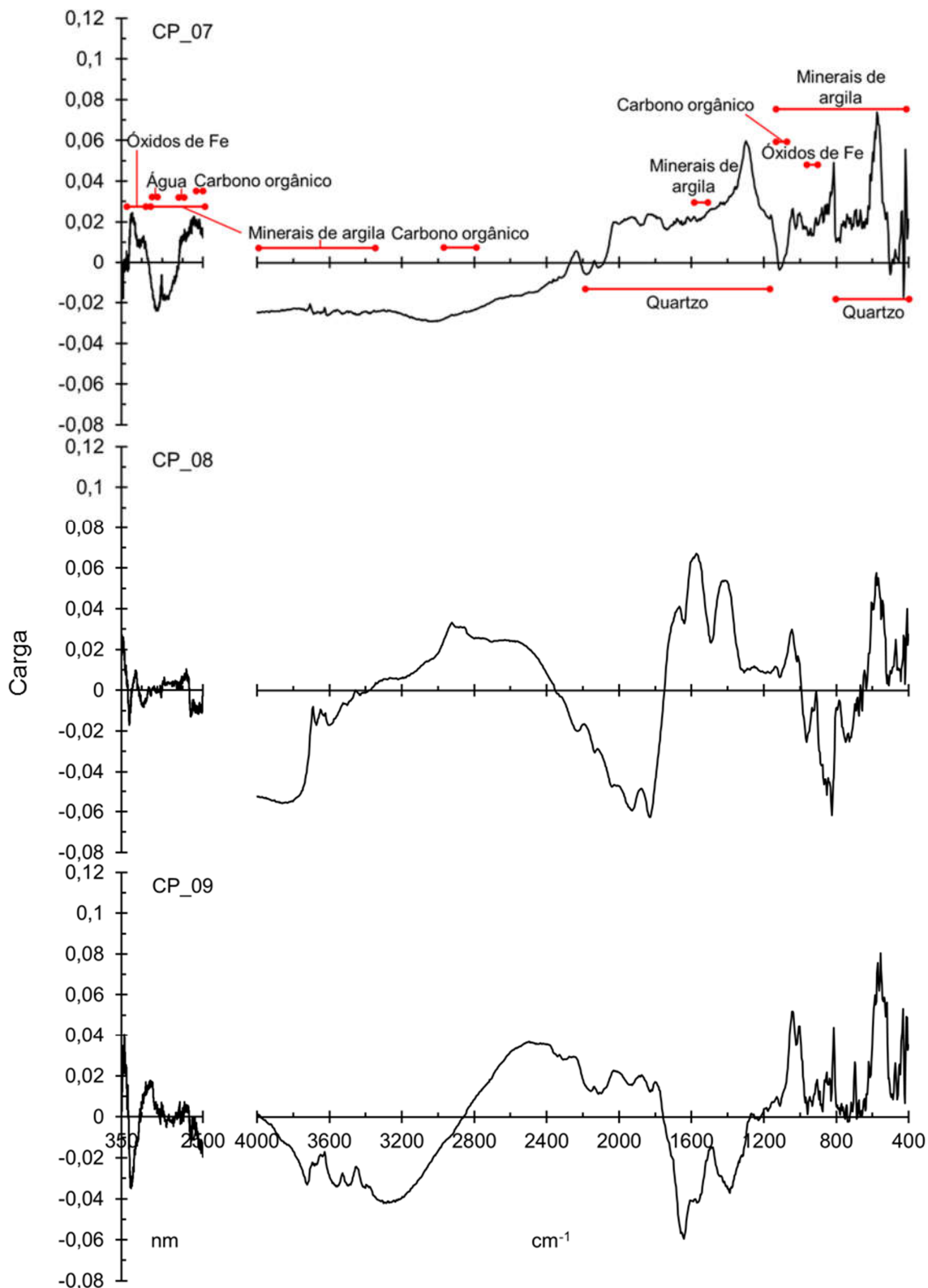


Figura 32 – Representação gráfica das cargas de cada banda espectral na composição do 7º, 8º e 9º componentes principais (CP) (3 % da variância) resultantes da análise de dados da diferença de reflectância MidIR entre horizontes superficiais e subsuperficiais de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

De posse da interpretação das variáveis latentes em que consistem os componentes principais, a análise gráfica dos escores dos respectivos escores para cada observação em estudo permite a identificação das tendências de agrupamentos segundo as variáveis geradas pela análise de componentes principais. A representação gráfica de “draftsman” dos escores dos componentes principais dos dados VisNIR-SWIR (ANEXO C), MidIR (ANEXO D) e VisNIR-SWIR-MidIR (ANEXO E) evidencia o agrupamento das classes de relação textural (RT) das observações principalmente em função dos três primeiros CP's, destacando-se os CP's dois e três. Este fato denota a grande influência dos óxidos de Fe, dos argilominerais, do teor de carbono orgânico e do teor de quartzo no estudo do grau de diferenciação textural de perfis de solos.

De modo geral, os perfis de solos com relação textural “Significativa” (S) e “Altamente significativa” (A) tendem a apresentar escores positivos para os três primeiros CP's do modelo com dados espectrais VisNIR-SWIR (ANEXO C) e para os dois primeiros CP's dos modelos MidIR (ANEXO D) e VisNIR-SWIR-MidIR (ANEXO E). Os escores dos demais CP's, em todos os modelos, não apresentam tendências de sinal, distribuindo-se entre os extremos positivo e negativo. Estes fatos evidenciam a maior relevância dos primeiros componentes principais na distinção de perfis de solos segundo o grau de diferenciação textural. Isso é esperado, uma vez que os primeiros CP's abrangem maior representatividade da variância dos dados espectrais e assumem combinações de fatores-chave para a distinção de horizontes com ou sem relação textural, como descrito anteriormente.

Não obstante, a análise de tendências de agrupamentos das observações pelos escores dos componentes principais é meramente visual e limitada às três dimensões. Por isso, para a investigação acerca dos agrupamentos existentes em populações amostrais com o devido rigor estatístico, deve-se lançar mão de métodos como o da Análise de Funções Discriminantes, a qual permite testar hipóteses e a obtenção de conclusões estatisticamente embasadas, como desenvolvido no próximo tópico.

### 3.4 Análise de Funções Discriminantes (CP-AFD)

#### 3.4.1 Distâncias generalizadas

A análise de funções discriminantes com componentes principais (CP-AFD) é um método útil na distinção de perfis de solos segundo o grau de diferenciação textural entre horizontes a partir de dados espectrais, uma vez que permitem identificar distâncias significativamente diferentes entre classes. Os testes estatísticos de significância das distâncias generalizadas entre classes de relação textural (RT) (**Tabela 6**) denotam que a hipótese de que as distâncias são significativas é verdadeira, com probabilidade de erro do tipo I menor que 0,01 %, o qual consiste em rejeitar a hipótese nula quando a mesma é verdadeira.

De forma geral, as distâncias entre classes de relação textural são duas a quatro vezes maiores nos modelos MidIR ( $N \times S = 17,25$ ;  $S \times A = 25,75$ ;  $N \times A = 70,75$ ) e VisNIR-SWIR-MidIR ( $N \times S = 12,11$ ;  $S \times A = 28,55$ ;  $N \times A = 73,33$ ) que no modelo VisNIR-SWIR ( $N \times S = 4,23$ ;  $S \times A = 14,57$ ;  $N \times A = 32,34$ ), aumentando na seguinte ordem: VisNIR-SWIR  $\lll$  MidIR  $<$  VisNIR-SWIR-MidIR (**Tabela 7**). Isso denota a maior habilidade da região espectral MidIR na distinção de classes de RT em detrimento da região VisNIR-SWIR. No entanto, embora pouco significativa, a fusão dos espectros contribui para o aumento das distâncias generalizadas entre as classes, o que corrobora a existência de informações não redundantes entre os espectros das regiões VisNIR-SWIR e MidIR, como discutido anteriormente.

As distâncias entre as classes de RT são maiores entre as classes extremas, N e A, variando de 32,34 a 32,47, de 70,75 a 72,11, e de 73,33 a 73,55 nos modelos com dados VisNIR-SWIR, MidIR e VisNIR-SWIR-MidIR, respectivamente, demonstrando a menor possibilidade de confusão entre estas classes de relação textural. A classe S está cerca de três vezes mais próxima da classe N do que da classe A, considerando os modelos com dados da região espectral VisNIR-SWIR. A maior proximidade entre as classes S e N também é verificada nos demais modelos. Este fato denota a maior intersecção entre estas duas classes, o que possivelmente resultará em maiores erros de alocação das observações entre as classes “Não Significativa” e “Significativa”.



A adição dos teores de matéria orgânica aos modelos não aumenta significativamente as distâncias entre as classes de relação textural, sendo o incremento menor que 10 % em muitos dos casos. Destaque-se, no entanto, a maior contribuição dos teores de MO nos modelos apenas com dados espectrais MidIR, particularmente entre as classes A e S, chegando a 20 % o aumento das distâncias. Os efeitos do teor de MO expressos nas assinaturas espectrais dos horizontes se mostram suficientes para agregar distâncias devidas a este atributo entre as classes, especialmente na região VisNIR-SWIR, sendo redundante e não recomendável a adição do teor analítico de MO dos horizontes aos modelos, com dados de diferença de reflectância entre horizontes de perfis de solos visando a obtenção de maiores distâncias entre classes de RT. Estudo da diferenciação mineralógica de sedimentos por espectroscopia revelaram distâncias altamente significativas ( $p < 0,00001$ ) entre classes de 10,7 a 40,9, as quais foram corroboradas por análises de difratometria de raios X (TIECHER et al., 2015).

Tabela 6 – Testes estatísticos multivariados das distâncias entre classes de relação textural geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR-SWIR; MidIR; e VisNIR-SWIR-MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Estatística	VisNIR					MidIR					VisNIR_MidIR				
	Valor	Valor F	Nº GL	Den DF	Pr > F	Valor	Valor F	Nº GL	Den DF	Pr > F	Valor	Valor F	Nº GL	Den DF	Pr > F
Lambda de Wilks	0,37	23,10	6	216	<,0001	0,17	16,35	18	204	<,0001	0,19	14,39	18	204	<,0001
Traço de Pillai	0,65	17,41	6	218	<,0001	0,97	10,78	18	206	<,0001	0,86	8,56	18	206	<,0001
Traço de Hotelling-Lawley	1,64	29,45	6	142	<,0001	4,15	23,32	18	166,26	<,0001	3,89	21,89	18	166,26	<,0001
Maior raiz de Roy	1,61	58,56	3	109	<,0001	3,94	45,08	9	103	<,0001	3,82	43,77	9	103	<,0001
	VisNIR_MO_A					MidIR_MO_A					VisNIR_MidIR_MO_A				
Lambda de Wilks	0,34	19,22	8	214	<,0001	0,15	15,85	20	202	<,0001	0,18	13,64	20	202	<,0001
Traço de Pillai	0,73	15,40	8	216	<,0001	1,05	11,25	20	204	<,0001	0,92	8,68	20	204	<,0001
Traço de Hotelling-Lawley	1,76	23,43	8	151	<,0001	4,28	21,43	20	167,03	<,0001	3,97	19,89	20	167,03	<,0001
Maior raiz de Roy	1,64	44,39	4	108	<,0001	3,94	40,2	10	102	<,0001	3,83	39,02	10	102	<,0001
	VisNIR_MO_B					MidIR_MO_B					VisNIR_MidIR_MO_B				
Lambda de Wilks	0,34	19,12	8	214	<,0001	0,15	16,14	20	202	<,0001	0,18	13,66	20	202	<,0001
Traço de Pillai	0,73	15,37	8	216	<,0001	1,07	11,63	20	204	<,0001	0,92	8,71	20	204	<,0001
Traço de Hotelling-Lawley	1,75	23,24	8	151	<,0001	4,31	21,58	20	167,03	<,0001	3,97	19,91	20	167,03	<,0001
Maior raiz de Roy	1,63	43,98	4	108	<,0001	3,94	40,21	10	102	<,0001	3,83	39,03	10	102	<,0001
	VisNIR_MO_A_B					MidIR_MO_A_B					VisNIR_MidIR_MO_A_B				
Lambda de Wilks	0,34	15,42	10	212	<,0001	0,15	14,55	22	200	<,0001	0,18	12,36	22	200	<,0001
Traço de Pillai	0,74	12,45	10	214	<,0001	1,07	10,5	22	202	<,0001	0,93	7,91	22	202	<,0001
Traço de Hotelling-Lawley	1,77	18,67	10	156	<,0001	4,31	19,43	22	167,39	<,0001	3,98	17,94	22	167,39	<,0001
Maior raiz de Roy	1,64	35,19	5	107	<,0001	3,94	36,19	11	101	<,0001	3,83	35,13	11	101	<,0001

Tabela 7 – Distâncias generalizadas discriminantes de classes de relação textural geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR-SWIR; MidIR; e VisNIR-SWIR-MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Classe	A*	N	S	A	N	S	A	N	S
	VisNIR-SWIR			MidIR			VisNIR-SWIR_MidIR		
A	0	32.34	14.57	0	70.75	25.75	0	73.33	28.55
N	32.34	0	4.23	70.75	0	17.25	73.33	0	12.11
S	14.57	4.23	0	25.75	17.25	0	28.55	12.11	0
Classe	VisNIR-SWIR_MO_A			MidIR_MO_A			VisNIR-SWIR_MidIR MO_A		
	A*	N	S	A	N	S	A	N	S
A	0	32.41	15.53	0	71.82	29.91	0	73.55	30.51
N	32.41	0	5.78	71.82	0	18.26	73.55	0	12.99
S	15.53	5.78	0	29.91	18.26	0	30.51	12.99	0
Classe	VisNIR-SWIR_MO_B			MidIR_MO_B			VisNIR-SWIR_MidIR MO_B		
	A*	N	S	A	N	S	A	N	S
A	0	32.34	15.84	0	72.09	30.90	0	73.49	30.44
N	32.34	0	5.61	72.09	0	18.48	73.49	0	13.06
S	15.84	5.61	0	30.90	18.48	0	30.44	13.06	0
Classe	VisNIR-SWIR_MO_A_B			MidIR_MO_A_B			VisNIR-SWIR_MidIR MO_A_B		
	A*	N	S	A	N	S	A	N	S
A	0	32.47	15.87	0	72.11	31.00	0	73.55	30.65
N	32.47	0	5.89	72.11	0	18.51	73.55	0	13.11
S	15.87	5.89	0	31.00	18.51	0	30.65	13.11	0

\*N: não significativa; S: significativa; A: altamente significativa

### 3.4.2 Funções discriminantes

O estudo dos escores das variáveis nas funções discriminantes (**Tabela 8**) permite observar a importância relativa de cada variável na composição das funções que maximizam a diferenciação entre classes, neste caso, as de relação textural (RT). Isso permite observar e interpretar a relação das variáveis com o atributo estudado, a qual é facilitada pela representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles, em cada função), pois este artifício, por si só, arremete a valores relativos entre todos os escores (**Figura 33; Figura 34; Figura 35**).

A oposição de sinal, positivo e negativo, entre escores das funções da classe “N” e as demais ocorre com frequência, indicando claramente a diferenciação entre perfis de solos com (S e A) e sem diferenciação textural considerável (N), nos casos das funções discriminantes geradas com os modelos sem teores de MO (**Tabela 8**). Nos modelos em que houve a adição dos teores de MO essa oposição de sinais é menos frequente, provavelmente devido ao alto peso que, de modo geral, assumem estas variáveis, os quais são predominantemente positivos, contribuindo para o aumento dos escores discriminantes em todas as classes.

Tabela 8 – Funções discriminantes de classes de relação textural geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR e MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Variável	N			S			A			N			S			A		
	VisNIR	MO_A	MO_B	VisNIR	MO_A	MO_B	VisNIR	MO_A	MO_B	VisNIR	MO_A	MO_B	VisNIR	MO_A	MO_B	VisNIR	MO_A	MO_B
Constante	-0,28	-3,71	-16,34	-3,85	-4,72	-19,22	-3,27	-4,52	-19,21	-4,02	-4,76	-19,58						
CP1	-0,01	0,04	0,07	-0,01	0,03	0,07	-0,01	0,03	0,07	-0,01	0,03	0,07						
CP2	-0,04	0,10	0,38	0,03	0,14	0,45	0,02	0,13	0,44	0,03	0,14	0,45						
CP3	-0,03	0,06	0,31	-0,05	0,05	0,29	-0,05	0,06	0,30	-0,05	0,05	0,29						
MO_A	-	-	-	0,28	0,15	0,25	-	-	-	0,20	0,11	0,14						
MO_B	-	-	-	-	-	-	0,39	0,20	0,38	0,15	0,07	0,21						
	MidIR			MidIR MO_A			MidIR MO_B			MidIR MO_A B								
Constante	-0,44	-8,60	-32,35	-5,45	-10,93	-41,18	-3,87	-9,74	-39,50	-5,45	-11,04	-41,35						
CP1	-0,06	0,19	0,54	0,04	0,26	0,66	0,00	0,23	0,62	0,04	0,26	0,66						
CP2	-0,06	0,22	0,64	0,09	0,32	0,84	0,04	0,28	0,78	0,09	0,32	0,84						
CP3	0,03	-0,21	-0,49	0,08	-0,18	-0,42	0,04	-0,21	-0,48	0,08	-0,17	-0,43						
CP4	0,02	-0,03	-0,14	0,23	0,12	0,14	-0,06	-0,07	-0,25	0,22	0,18	0,05						
CP5	0,02	0,00	-0,17	-0,39	-0,27	-0,71	-0,24	-0,15	-0,54	-0,39	-0,28	-0,70						
CP6	0,00	-0,26	0,14	-0,35	-0,49	-0,32	-0,16	-0,34	-0,08	-0,35	-0,52	-0,29						
CP7	0,11	-0,92	-0,77	0,44	-0,69	-0,33	0,40	-0,76	-0,36	0,45	-0,71	-0,30						
CP8	0,08	0,09	-0,54	-0,33	-0,19	-1,08	-0,28	-0,12	-1,05	-0,33	-0,17	-1,11						
CP9	-0,12	1,35	1,71	-0,37	1,18	1,38	-0,42	1,18	1,28	-0,37	1,22	1,33						
MO_A	-	-	-	0,41	0,28	0,54	-	-	-	0,40	0,36	0,44						
MO_B	-	-	-	-	-	-	0,47	0,27	0,68	0,01	-0,14	0,18						
	VisNIR MidIR			VisNIR MidIR MO_A			VisNIR MidIR MO_B			VisNIR MidIR MO_A B								
Constante	-0,44	-6,29	-33,48	-4,72	-8,27	-39,21	-3,77	-7,58	-37,92	-4,76	-8,27	-39,26						
CP1	-0,02	0,08	0,20	-0,01	0,08	0,20	-0,02	0,08	0,19	-0,02	0,08	0,20						
CP2	-0,05	0,16	0,51	0,03	0,22	0,60	0,00	0,20	0,57	0,03	0,22	0,60						
CP3	0,01	-0,05	-0,17	-0,05	-0,09	-0,24	-0,03	-0,07	-0,22	-0,05	-0,09	-0,24						
CP4	0,03	-0,09	-0,34	0,04	-0,09	-0,33	0,03	-0,10	-0,35	0,04	-0,09	-0,34						
CP5	-0,02	0,07	0,08	0,05	0,11	0,16	0,02	0,09	0,12	0,04	0,11	0,15						
CP6	-0,03	0,20	0,50	-0,11	0,15	0,41	-0,13	0,14	0,38	-0,12	0,15	0,40						
CP7	0,01	-0,16	-0,11	-0,09	-0,23	-0,24	-0,13	-0,25	-0,28	-0,10	-0,23	-0,25						
CP8	0,02	-0,02	-0,22	0,25	0,14	0,05	0,01	-0,03	-0,23	0,22	0,15	0,01						
CP9	0,07	-0,22	-0,77	-0,01	-0,28	-0,86	0,05	-0,24	-0,79	-0,01	-0,28	-0,85						
MO_A	-	-	-	0,34	0,23	0,40	-	-	-	0,30	0,25	0,35						
MO_B	-	-	-	-	-	-	0,45	0,28	0,51	0,08	-0,03	0,09						

\*N: não significativa; S: significativa; A: altamente significativa

Nas funções geradas com dados VisNIR-SWIR, notadamente os escores dos componentes principais dois e três se destacam (Figura 31), evidenciando a importância da expressão espectral dos óxidos de Fe, dos argilominerais e do carbono orgânico na distinção espectral de classes de relação textural. A menor influência do CP1 provavelmente é resultado também da abordagem de trabalho realizada com a diferença de reflectância entre horizontes, proposta neste estudo. Esta abordagem promove a remoção do efeito da intensidade de reflectância entre diferentes perfis de solo, focando apenas na escala das diferenças entre os horizontes de um mesmo perfil de solo. Além disso, este método permite a maior aproximação de perfis de solos com diferentes graus de reflectância porém com graus semelhantes de diferenciação textural, possibilitando a composição de

modelos mais robustos e abrangentes quanto à discriminação de perfis de solo segundo o grau de diferenciação textural.

A adição dos teores de MO aos modelos com dados VisNIR-SWIR reduz drasticamente a importância relativa dos componentes principais nas funções discriminantes da classe “N”. Isso provavelmente é devido à menor diferença textural entre horizontes de perfis desta classe, ficando a cargo dos teores de MO a principal diferenciação entre camadas. Os CP’s dois e três apresentam maior influência nas funções discriminantes da classe “A” nos modelos com dados VisNIR-SWIR, reafirmando a grande relevância do formato da curva espectral da diferença de reflectância entre horizontes para a identificação de perfis de solo com diferenciação textural expressiva.

Os modelos com dados VisNIR-SWIR e VisNIR-SWIR-MidIR apresentam importâncias relativas consideravelmente bem distribuídas entre as variáveis, denotando a agregação de informações por cada uma delas aos modelos. No entanto, observa-se grande expressão dos escores dos CP’s com menor percentual de variância, com destaque para o CP9 (cerca de 1 % da variância), com escores máximos em todos os casos. A influência dos CP’s mais distantes é limitada pela pouca variância explicada por eles, a qual pode ser suplantada pela expressão de atributos com maior interferência na variação da reflectância entre horizontes de solo.

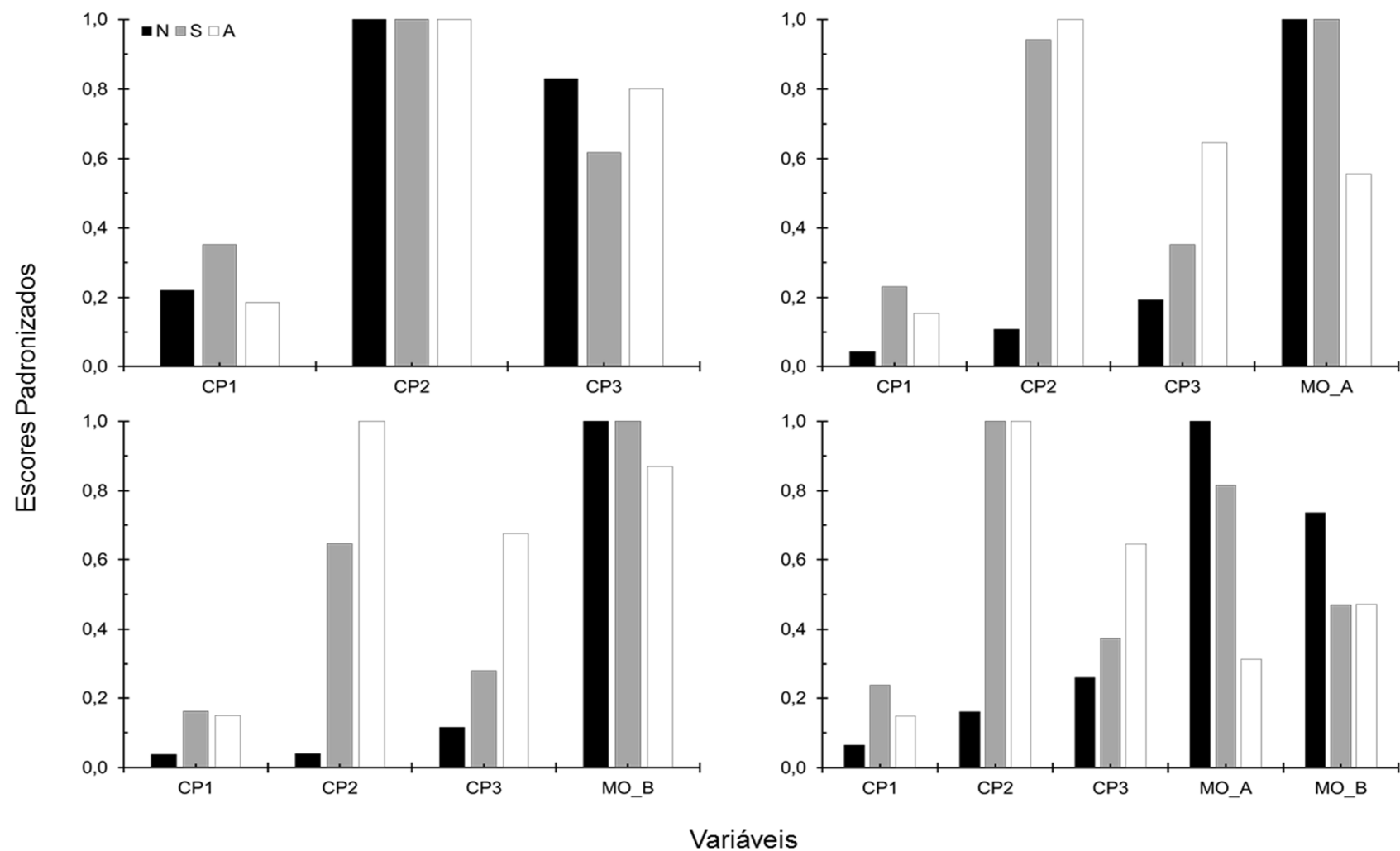


Figura 33 – Representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles em cada função) das funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais VisNIR e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

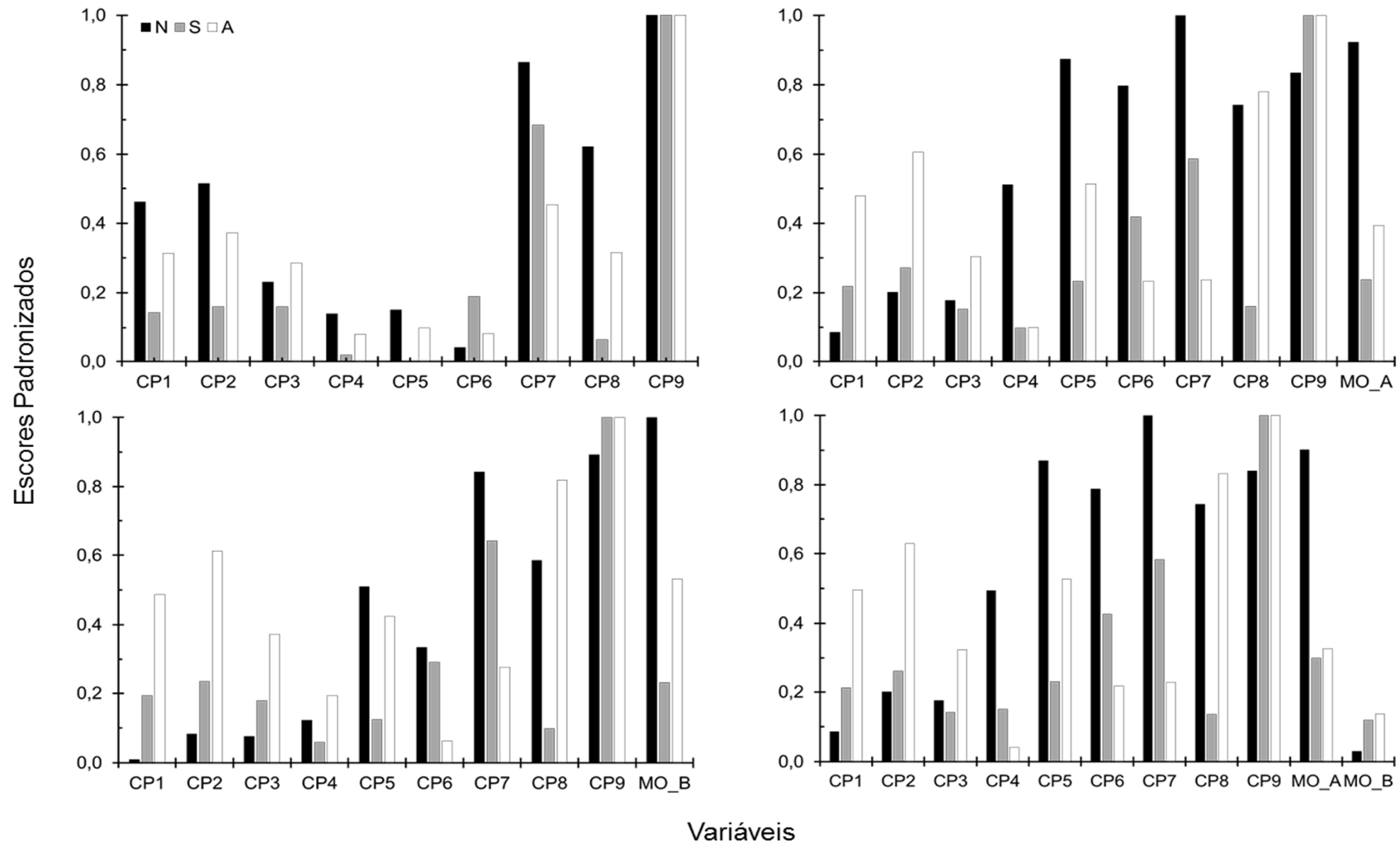


Figura 34 – Representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles em cada função) das funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais MidIR e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

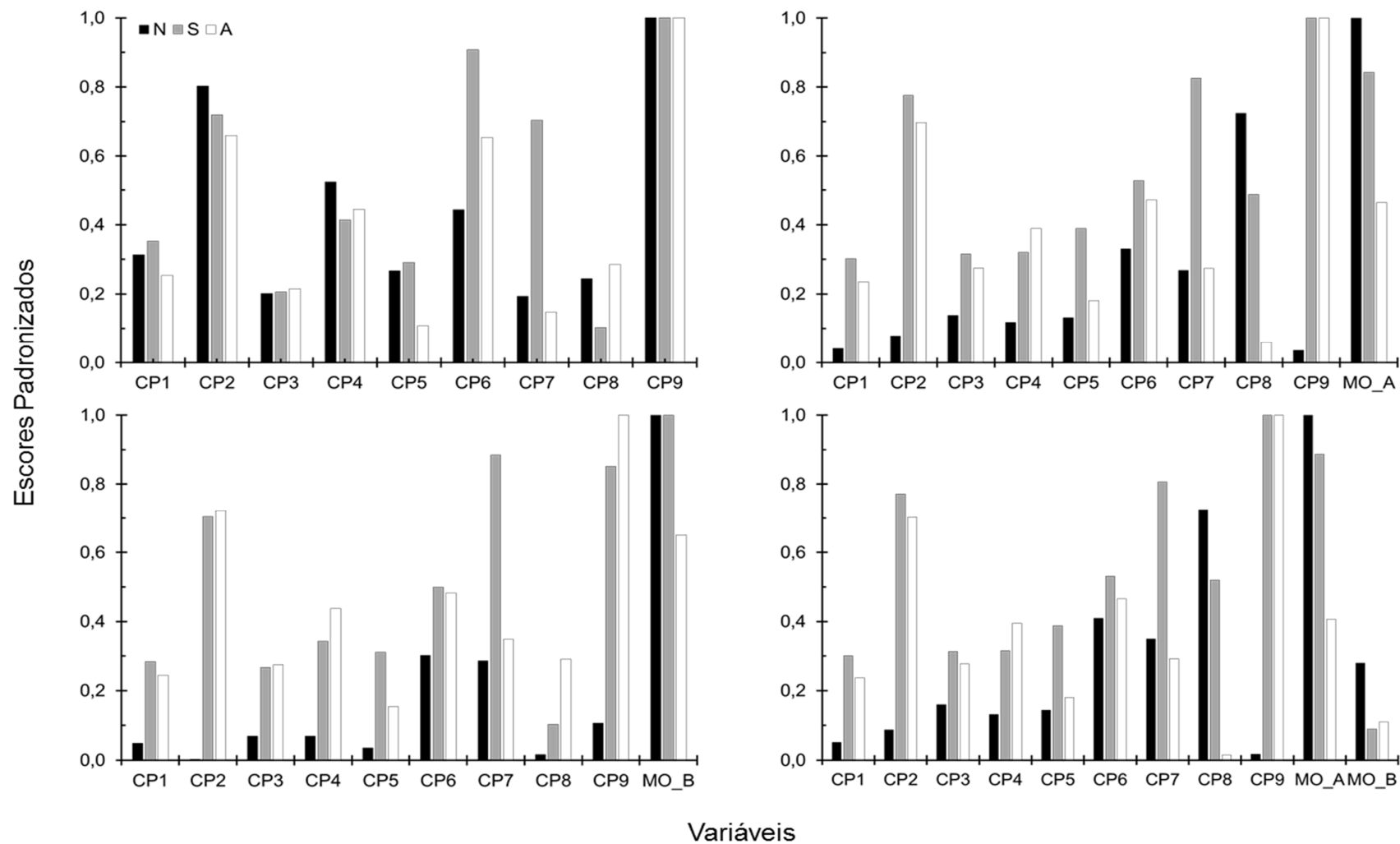


Figura 35 – Representação gráfica dos escores padronizados (módulos dos escores divididos pelo maior entre eles em cada função) das funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais VisNIR-SWIR-MidIR e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil



### 3.4.3 Taxas de erros e incertezas das alocações

As taxas de erros das alocações externas aos modelos construídos são a expressão da acurácia dos mesmos. Neste estudo, as taxas de acerto global das alocações variaram de 95 a 100 %, com os melhores resultados nos modelos com os dados MidIR, enquanto que as taxas internas de erros (dentro de cada classe) variaram de 0 a 50 %, com os piores resultados em modelos com teores de MO (**Tabela 9**). Todos os modelos apenas com dados espectrais MidIR retornaram alocações 100 % corretas. A sequência decrescente da qualidade das alocações segue a ordem MidIR > > VisNIR-SWIR > VisNIR-SWIR-MidIR, independentemente da adição dos teores de MO.

As confusões nas alocações observadas nos modelos com dados VisNIR e VisNIR-MidIR ocorrem entre a classe intermediária “S” e uma das demais, “A” ou “N”, nunca entre as extremas. Este fato é esperado devido à posição de transição da classe “S” entre classes relativamente arbitrárias de relação textural. A alocação de valores (forma contínua) em classes (forma discreta) assume deliberadamente a maior similaridade entre extremos de uma classe que entre os valores imediatamente sucessivos de classes adjacentes, recaindo fatalmente em erros deste tipo. No entanto, a classificação é necessária a fim de nortear medidas cabíveis à cada caso, porém, sem que se desconsidere a revisão dos limites das classes quando necessário.

As incertezas das alocações corretas denotam o grau de diferenciação entre classes e o quão próximo uma dada observação está de uma classe adjacente àquela na qual foi alocada. Aqui, as incertezas das alocações foram maiores nos modelos VisNIR-SWIR (com e sem MO) que nos demais (**Tabela 10**; **Tabela 11**; **Tabela 12**), variando de 0 a 48 %, considerando todos os modelos. A entrada dos teores de MO deprecia a qualidade dos modelos, aumentando as taxas de erros e as incertezas das alocações. Em última análise, a fusão dos espectros, bem como a utilização de modelos com os teores de MO não é recomendável. A fusão das regiões espectrais VisNIR-SWIR e MidIR é relatada pela primeira vez, segundo os próprios autores, por Knox et al. (2015), os quais destacam a abordagem como oportunidade para acessar as diferenças entre “overtones” e vibrações fundamentais. Wang et al. (2015) utilizaram a fusão entre técnicas espectroscópicas e obtiveram resultados mais efetivos que aqueles com modelos simples.

Apesar de menos acurado que o MidIR, os dados espectrais da região VisNIR-SWIR retornam resultados animadores e podem ser considerados mais efetivamente aplicáveis à identificação do grau de diferenciação textural em perfis de solos, devido também à praticidade de aquisição de dados. A superioridade da região espectral MidIR no estudo de atributos do solo é frequentemente relatada na ciência e geralmente atribuído à presença de vibrações fundamentais das ligações covalentes dos compostos presentes no solo (ARÚJO et al., 2015; KNOX et al., 2015). Tiecher et al. (2015) estudaram a aplicabilidade da espectroscopia associada à CP-DFA na diferenciação da composição mineralógica de sedimentos de uma bacia hidrográfica do sul do Brasil como alternativa ao método convencional. Os autores concluíram que a técnica é suficientemente sensível para este fim.

Tabela 9 – Erros e taxas de erros de alocação em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR e MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Classe	VisNIR				VisNIR_MO_A				VisNIR_MO_B				VisNIR_MO_A_B			
	A	N	S	Total	A	N	S	Total	A	N	S	Total	A	N	S	Total
<b>A</b>	2	0	0	2	2	0	0	2	2	0	0	2	2	0	0	2
<b>N</b>	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32
<b>S</b>	1	0	2	3	1	0	2	3	1	0	2	3	1	0	2	3
<b>Total</b>	3	32	2	37	3	32	2	37	3	32	2	37	3	32	2	37
<b>Taxa de erro</b>	0,00	0,00	0,33	0,03	0,00	0,00	0,33	0,03	0,00	0,00	0,33	0,03	0,00	0,00	0,33	0,03
Classe	MidIR				MidIR MO_A				MidIR MO_B				MidIR MO_A_B			
	A	N	S	Total	A	N	S	Total	A	N	S	Total	A	N	S	Total
<b>A</b>	2	0	0	2	2	0	0	2	2	0	0	2	2	0	0	2
<b>N</b>	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32	0	32
<b>S</b>	0	0	3	3	0	0	3	3	0	0	3	3	0	0	3	3
<b>Total</b>	2	32	3	37	2	32	3	37	2	32	3	37	2	32	3	37
<b>Taxa de erro</b>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Classe	VisNIR_MidIR				VisNIR_MidIR MO_A				VisNIR_MidIR MO_B				VisNIR_MidIR MO_A_B			
	A	N	S	Total	A	N	S	Total	A	N	S	Total	A	N	S	Total
<b>A</b>	2	0	0	2	2	0	0	2	1	0	1	2	1	0	1	2
<b>N</b>	0	31	1	32	0	31	1	32	0	31	1	32	0	31	1	32
<b>S</b>	0	0	3	3	0	0	3	3	0	0	3	3	0	0	3	3
<b>Total</b>	2	31	4	37	2	31	4	37	1	31	5	37	1	31	5	37
<b>Taxa de erro</b>	0,00	0,03	0,00	0,03	0,00	0,03	0,00	0,03	0,50	0,03	0,00	0,05	0,50	0,03	0,00	0,05

Tabela 10 – Probabilidades de alocação de em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Obs	CR <sup>1</sup>	VisNIR				VisNIR_MO_A				VisNIR_MO_B				VisNIR_MO_A_B			
		CA <sup>2</sup>	N	S	A	CA	N	S	A	CA	N	S	A	CA	N	S	A
1	N	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
2	N	N	0,97	0,03	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00
3	N	N	0,98	0,02	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,98	0,02	0,00
4	N	N	1,00	0,00	0,00	N	0,96	0,04	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,96	0,04	0,00
5	N	N	0,95	0,05	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,99	0,01	0,00
6	N	N	0,74	0,26	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,93	0,07	0,00	N	0,98	0,02	0,00
7	N	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,01	0,00
8	N	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
9	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
10	N	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
11	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
12	N	N	0,94	0,06	0,00	N	0,96	0,04	0,00	N	0,94	0,06	0,00	N	0,95	0,05	0,00
13	N	N	0,86	0,14	0,00	N	0,53	0,47	0,00	N	0,65	0,35	0,00	N	0,54	0,46	0,00
14	N	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,99	0,01	0,00
15	N	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00
16	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
17	N	N	0,98	0,02	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
18	N	N	0,97	0,03	0,00	N	0,93	0,07	0,00	N	0,96	0,04	0,00	N	0,94	0,06	0,00
19	N	N	0,90	0,10	0,00	N	0,93	0,07	0,00	N	0,93	0,07	0,00	N	0,93	0,07	0,00
20	N	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
21	N	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00
22	N	N	0,95	0,05	0,00	N	0,97	0,03	0,00	N	0,92	0,08	0,00	N	0,95	0,05	0,00
23	N	N	0,90	0,10	0,00	N	0,75	0,25	0,00	N	0,67	0,33	0,00	N	0,69	0,31	0,00
24	N	N	0,65	0,35	0,00	N	0,75	0,25	0,00	N	0,74	0,25	0,00	N	0,75	0,24	0,00
25	N	N	1,00	0,00	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,98	0,02	0,00
26	N	N	0,97	0,03	0,00	N	0,91	0,09	0,00	N	0,96	0,04	0,00	N	0,93	0,07	0,00
27	N	N	0,82	0,18	0,00	N	0,93	0,07	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,96	0,04	0,00
28	N	N	0,98	0,02	0,00	N	0,95	0,05	0,00	N	0,96	0,04	0,00	N	0,95	0,05	0,00
29	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
30	N	N	0,99	0,01	0,00	N	0,94	0,06	0,00	N	0,94	0,06	0,00	N	0,93	0,07	0,00
31	N	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
32	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
33	S	S	0,36	0,64	0,00	S	0,42	0,58	0,00	S	0,39	0,61	0,00	S	0,41	0,59	0,00
34	S	S	0,14	0,86	0,00	S	0,08	0,92	0,00	S	0,06	0,94	0,00	S	0,06	0,94	0,00
35	S	A*	0,00	0,00	1,00	A*	0,00	0,00	1,00	A*	0,00	0,00	1,00	A*	0,00	0,00	1,00
36	A	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00
37	A	A	0,00	0,05	0,95	A	0,00	0,14	0,86	A	0,00	0,19	0,81	A	0,00	0,19	0,81
Média			0,95	0,75	0,97		0,95	0,75	0,93		0,95	0,77	0,91		0,95	0,76	0,90
Mínima			0,65	0,64	0,95		0,53	0,58	0,86		0,65	0,61	0,81		0,54	0,59	0,81
Máxima			1,00	0,86	1,00		1,00	0,92	1,00		1,00	0,94	1,00		1,00	0,94	1,00

<sup>1</sup>Classe real (CR); <sup>2</sup>Classe de alocação (CA); \*Classificação perdida

Tabela 11 – Probabilidades de alocação de em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Obs	CR <sup>1</sup>	MidIR				MidIR_MO_A				MidIR_MO_B				MidIR_MO_A_B			
		CA <sup>2</sup>	N	S	A	CA	N	S	A	CA	N	S	A	CA	N	S	A
1	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
2	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
3	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
4	N	N	1,00	0,00	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00
5	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
6	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
7	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
8	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
9	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
10	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
11	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
12	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
13	N	N	1,00	0,00	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00
14	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
15	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
16	N	N	0,98	0,02	0,00	N	0,97	0,03	0,00	N	0,98	0,03	0,00	N	0,97	0,03	0,00
17	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
18	N	N	0,95	0,05	0,00	N	0,91	0,09	0,00	N	0,98	0,02	0,00	N	0,97	0,03	0,00
19	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
20	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
21	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
22	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
23	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
24	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
25	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
26	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
27	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
28	N	N	0,73	0,27	0,00	N	0,62	0,38	0,00	N	0,69	0,31	0,00	N	0,67	0,33	0,00
29	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
30	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
31	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
32	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
33	S	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00
34	S	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00
35	S	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00
36	A	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00
37	A	A	0,00	0,01	0,99	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00
Média			0,99	1,00	1,00		0,98	1,00	1,00		0,99	1,00	1,00		0,99	1,00	1,00
Mínima			0,73	1,00	0,99		0,62	1,00	1,00		0,69	1,00	1,00		0,67	1,00	1,00
Máxima			1,00	1,00	1,00		1,00	1,00	1,00		1,00	1,00	1,00		1,00	1,00	1,00

<sup>1</sup>Classe real (CR); <sup>2</sup>Classe de alocação (CA); \*Classificação perdida

Tabela 12 – Probabilidades de alocação de em classes de relação textural de 37 observações (validação externa) pelas funções discriminantes geradas a partir de modelos com dados espectrais (VisNIR-MidIR) e teores de matéria orgânica do horizonte superficial (MO\_A) e subsuperficial (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

Obs	CR <sup>1</sup>	VisNIR_MidIR				VisNIR_MidIR MO_A_B				VisNIR_MidIR MO_A				VisNIR_MidIR MO_B			
		CA <sup>2</sup>	N	S	A	CA	N	S	A	CA	N	S	A	CA	N	S	A
1	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
2	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
3	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
4	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
5	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
6	N	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
7	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
8	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
9	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
10	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
11	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
12	N	S*	0,01	0,99	0,00	S*	0,02	0,98	0,00	S*	0,04	0,96	0,00	S*	0,01	0,99	0,00
13	N	N	0,96	0,04	0,00	N	0,84	0,16	0,00	N	0,85	0,15	0,00	N	0,86	0,14	0,00
14	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
15	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
16	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
17	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
18	N	N	0,96	0,04	0,00	N	0,95	0,05	0,00	N	0,90	0,10	0,00	N	0,97	0,03	0,00
19	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
20	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
21	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
22	N	N	1,00	0,00	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	0,99	0,01	0,00
23	N	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00	N	0,99	0,01	0,00
24	N	N	0,69	0,31	0,00	N	0,96	0,04	0,00	N	0,94	0,06	0,00	N	0,96	0,04	0,00
25	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
26	N	N	0,91	0,09	0,00	N	0,88	0,12	0,00	N	0,84	0,16	0,00	N	0,91	0,09	0,00
27	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
28	N	N	0,92	0,08	0,00	N	0,89	0,11	0,00	N	0,86	0,14	0,00	N	0,91	0,09	0,00
29	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
30	N	N	0,97	0,03	0,00	N	0,93	0,07	0,00	N	0,95	0,05	0,00	N	0,92	0,08	0,00
31	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
32	N	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00	N	1,00	0,00	0,00
33	S	S	0,20	0,80	0,00	S	0,11	0,89	0,00	S	0,12	0,88	0,00	S	0,11	0,89	0,00
34	S	S	0,00	0,99	0,01	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00	S	0,00	1,00	0,00
35	S	S	0,04	0,95	0,01	S	0,03	0,96	0,01	S	0,03	0,96	0,01	S	0,03	0,96	0,01
36	A	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00	A	0,00	0,00	1,00
37	A	A	0,00	0,48	0,52	S*	0,00	0,54	0,46	A	0,00	0,45	0,55	S*	0,00	0,63	0,37
Média			0,98	0,91	0,76		0,98	0,95	1,00		0,98	0,95	0,77		0,98	0,95	1,00
Mínima			1,00	0,80	0,52		1,00	0,89	1,00		1,00	0,88	0,55		1,00	0,89	1,00
Máxima			1,00	0,99	1,00		1,00	1,00	1,00		1,00	1,00	1,00		1,00	1,00	1,00

<sup>1</sup>Classe real (CR); <sup>2</sup>Classe de alocação (CA); \*Classificação perdida

### 3.5 Regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR)

#### 3.5.1 PLSR com componentes principais

Os modelos utilizados na regressão para predição da relação textural via dados espectrais retornaram coeficientes de determinação ( $R^2$ ) de 0,84 a 0,90, RMSE de 0,14 a 0,18 e razão de porcentagem de desvio (RPD) de 2,51 a 3,16, na calibração, e  $R^2$  de 0,76 a 0,85, RMSE de 0,18 a 0,22 e RPD de 2,02 a 2,52, na validação externa (37 observações), utilizando 4 a 7 CP's (**Figura 36; Figura 37; Figura 38**). Estes resultados denotam a acurácia e o enorme potencial da espectroscopia de reflectância no estudo do grau de diferenciação textural em perfis de solo a partir de dados da diferença de reflectância entre horizontes. Kopel et al. (2015) relatam o menor desempenho de modelos preditivos relacionados ao quartzo devido à ausência de feições de absorção específicas na região VisNIR-SWIR.

A utilização do teor de matéria orgânica afetou sutilmente a qualidade das predições. No entanto, os modelos com dados VisNIR-SWIR foram favorecidos em maior grau pela adição do teor de matéria orgânica do horizonte B, enquanto que, nos modelos com dados MidIR e VisNIR-SWIR-MidIR foram favorecidos em maior grau pela adição do teor MO do horizonte A. Estes fatos provavelmente estão associados à grande influência da MO na resposta espectral na região do VisNIR-SWIR, resultando em redundância de informações quando se adiciona o teor de MO do horizonte A aos modelos desta região espectral.

O teor de MO do horizonte B, de modo geral mais argiloso que o superficial, é menos influente na resposta espectral provavelmente devido à oclusão pela argila, ficando menos acessível à interação com a REM. Deste modo, o teor de MO do horizonte B adiciona informações, melhorando o modelo. Entretanto, a utilização simultânea dos teores de MO dos horizontes A e B não é recomendável na modelagem do grau de diferenciação textural a partir da diferença de reflectância entre horizontes do solo.

O teor de MO e de argila são os que apresentam maior influência na resposta espectral de solos, por vezes interferindo na modelagem um do outro e nos demais atributos do solo (ARAÚJO et al., 2015; WIGHT; ASHWORTH; ALLEN, 2016). Isso justifica o fato de se ter adotado a inserção do teor de MO na modelagem do grau de relação textural afim de se verificar o grau de interferência desse atributo e embasar

a recomendação do método mais adequado para o estudo da relação textural em perfis de solo a partir de dados espectrorradiométricos. Assim, neste estudo, observam-se resultados satisfatórios nos modelos que não consideram os teores de MO, podendo-se recomendar o uso de modelos com dados puramente espectrais no estudo da RT em perfis de solos.

A alta correlação do teor de argila com a resposta espectral de amostras de solo é bem difundida na literatura (VISCARRA ROSSEL, 2006; STENBERG, 2010; ARAÚJO et al., 2015). No entanto, a abordagem simultânea de dados espectrais de horizontes em perfis de solos é ainda uma fronteira e precisa continuar sendo explorada diante dos ótimos resultados que vem sendo obtidos.

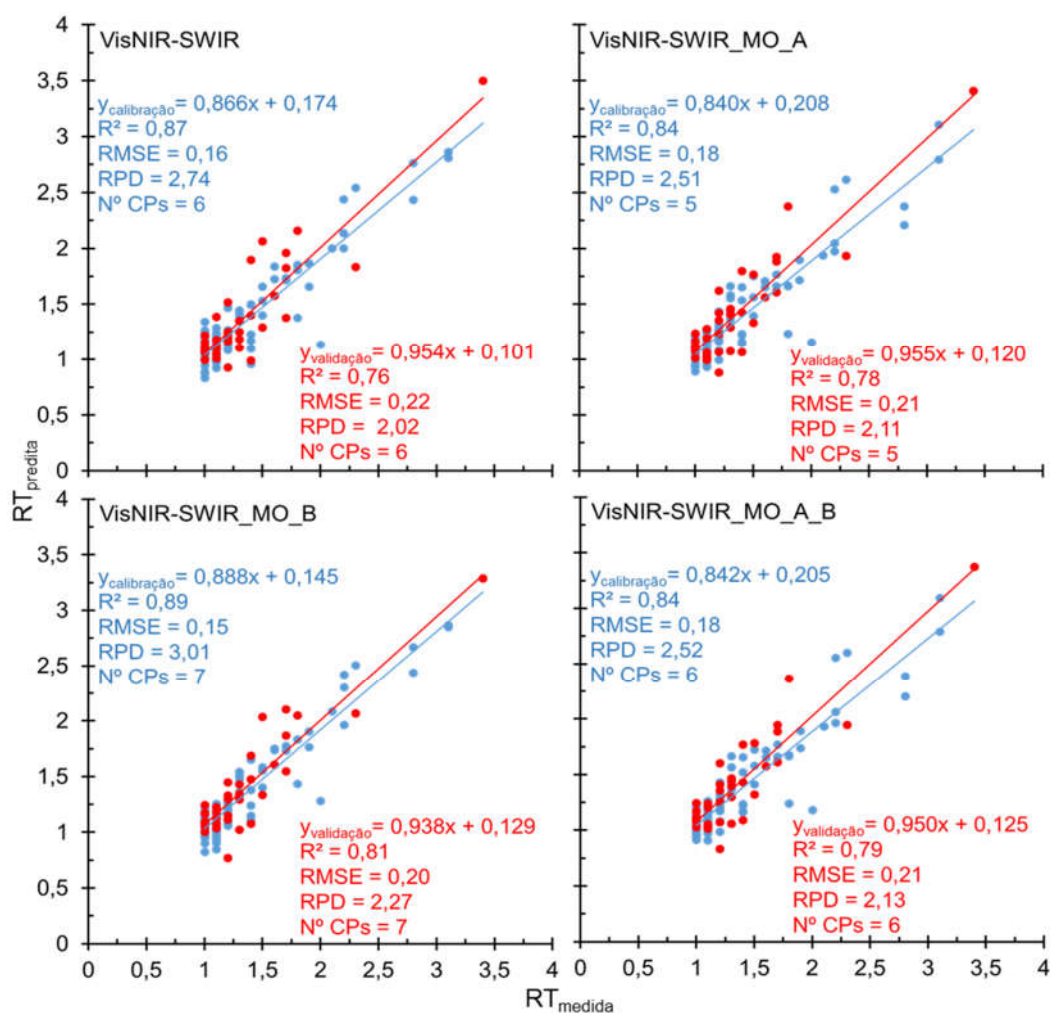


Figura 36 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com componentes principais e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR associados aos teores de matéria orgânica do horizonte A (MO\_A) e/ou B (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil



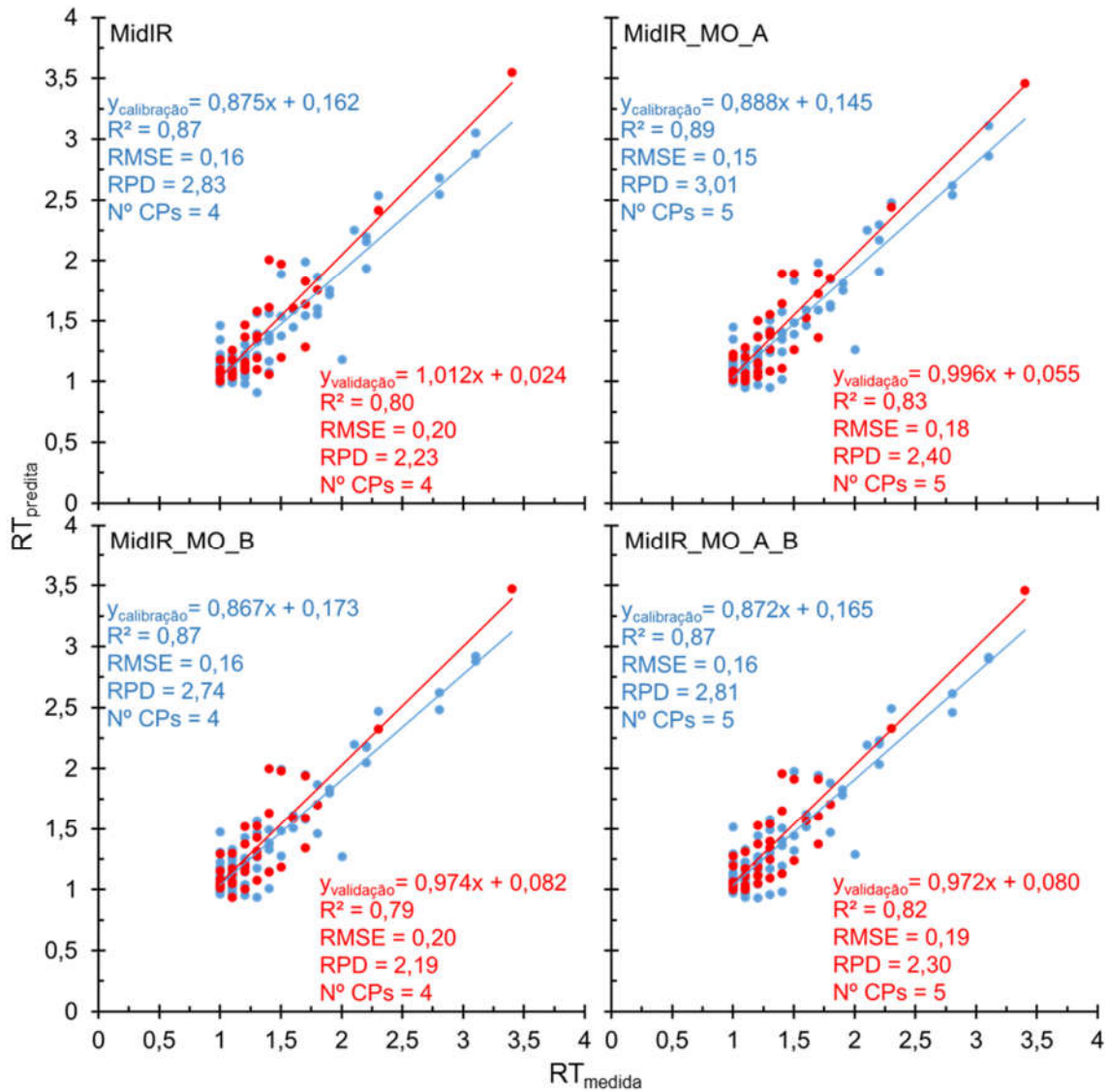


Figura 37 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com componentes principais e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais MidIR associados aos teores de matéria orgânica do horizonte A (MO\_A) e/ou B (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

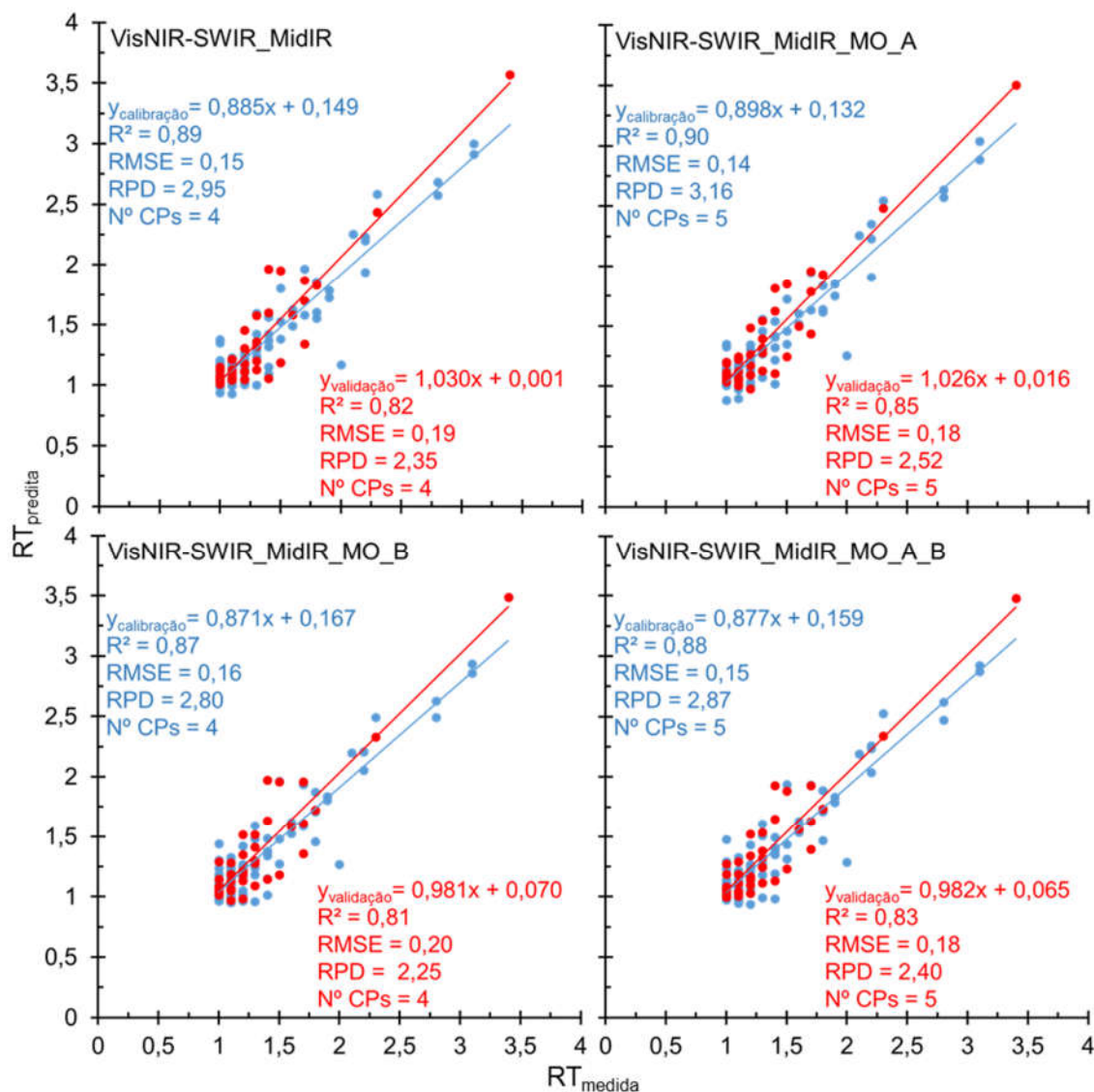


Figura 38 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com componentes principais e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR\_MidIR associados aos teores de matéria orgânica do horizonte A (MO\_A) e/ou B (MO\_B) de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

### 3.5.2 PLSR com índices espectrais para relação textural

As investigações anteriormente descritas neste estudo (ACP; AFD; PLSR-CP) denotaram o grande potencial que modelos apenas com dados espectrais têm de informar acerca do grau de diferenciação textural entre horizontes de um mesmo perfil de solo. Assim, o desenvolvimento de índices espectrais relacionados à relação textural (RT), norteados pelas complexas análises já discutidas, pode reduzir a dependência de métodos estatísticos avançados e dar suporte ao

desenvolvimento de equipamentos óticos que trabalhem em regiões espectrais específicas, reduzindo custos e maximizando a aplicabilidade da técnica.

O somatório dos módulos das diferenças de reflectância em cada banda espectral, IERT1, IERT6 e IERT11, comprovadamente não é uma abordagem adequada ao estudo do grau de diferenciação textural, resultando em  $R^2$  de 0,04, 0,36 e 0,40, RMSE de 0,43, 0,35 e 0,34 e RPD de 1,03, 1,26 e 1,30, respectivamente (**Figura 39**; **Figura 40**; **Figura 41**). Este fato é esperado devido à presença de valores positivos e negativos nos dados de diferença de reflectância. Especialmente na região espectral VisNIR-SWIR, as curvas dos horizontes subsuperficiais tendem a ter reflectância maior na região afetada por óxidos de Fe em solos sem relação textural significativa, a qual, quando em módulo, confunde o modelo, desfavorecendo estes índices.

Os demais índices espectrais para a relação textural (IERT's) apresentaram resultados bastante animadores. Os IERT's 2 a 5, compostos pela região espectral VisNIR-SWIR, resultaram em  $R^2$  de 0,61 a 0,70 RMSE de 0,24 a 0,28 e RPD de 1,58 a 1,84 (**Figura 39**), destacando-se entre estes o IERT4 como melhor índice, classificado como acurado, o qual considera a diferença de reflectância entre horizontes nas bandas 366 e 2495 nm. Estas bandas apresentam grande influência dos óxidos de Fe e MO e dos argilominerais, respectivamente, fatores estes que principalmente definem as diferenças entre horizontes na análise espectral, como foi discutido na caracterização do CP2 (Tópico 3.3.2).

A regressão com os IERT's gerados a partir de dados MidIR e da combinação VisNIR-SWIR-MidIR, excetuando-se o IERT7, resultaram sempre em modelos acurados, com  $R^2$  de 0,76 a 0,79, RMSE de 0,20 a 0,22 e RPD de 2,01 a 2,21, destacando-se os índices IERT9 e o IERT15, com bandas nas quais predomina o efeito dos argilominerais.

A construção de modelos preditivos com base na regressão por mínimos quadrados parciais com todo o espectro geralmente resulta em modelos mais robustos, como verificado por Jung, Vohland e Thiele-Bruhn (2015). Khayamim et al. (2015) modelos preditivos para teores de gesso e carbonatos em solo iranianos verificaram melhor desempenho da PLSR que modelos gerados pela técnica que considera bandas específicas (feature-specific). Entretanto, os autores destacam que a adoção da PLSR pode ser questionável e a explicabilidade dos resultados limitada pela falta de coerência das combinações e das cargas geradas com as

bandas espectrais. Isso pode limitar as interpretações acerca da aplicabilidade do modelo gerado em outras áreas e, ou, bancos de dados.

A utilização de índices espectrais no estudo de atributos do solo tem sido alvo de muitas pesquisas recentes. O índice da diferença normalizada de óxidos de Fe (Normalized iron oxide difference index – NIODI), proposto por Viscarra Rossel et al. (2010), é uma medida do conteúdo relativo entre hematita e goetita, com o qual os autores geraram mapas de cores de solos da Austrália. Apesar da pouca expressão de compostos de P na assinatura espectral de solos, Forrester et al. (2015) reafirmaram a capacidade de predição do índice de tamponamento de P (phosphorus buffering index – PBI) por espectroscopia MidIR em campo. A utilização de índices considerando bandas espectrais com relativo conhecimento dos fatores que as afetam pode resultar em modelos mais consistentes e estáveis com real interpretação da aplicabilidade e limitações.

Estudos abrangentes e exaustivos são indispensáveis antes que novos métodos como este se estabeleçam, particularmente em ciência do solo, na qual o objeto de estudo é, por natureza, complexo e intrigante.

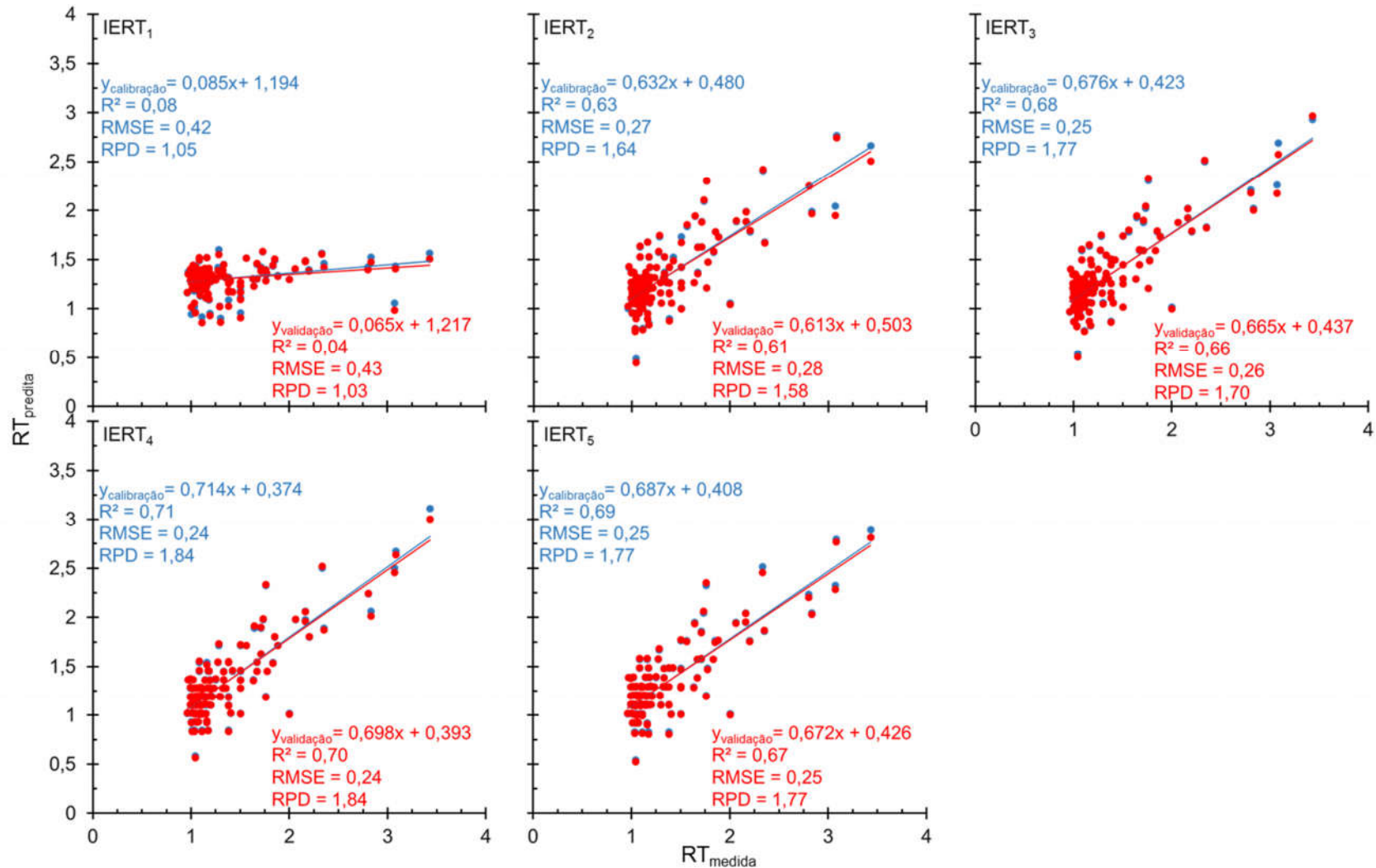


Figura 39 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com índices espectrais da relação textural (IERT) e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

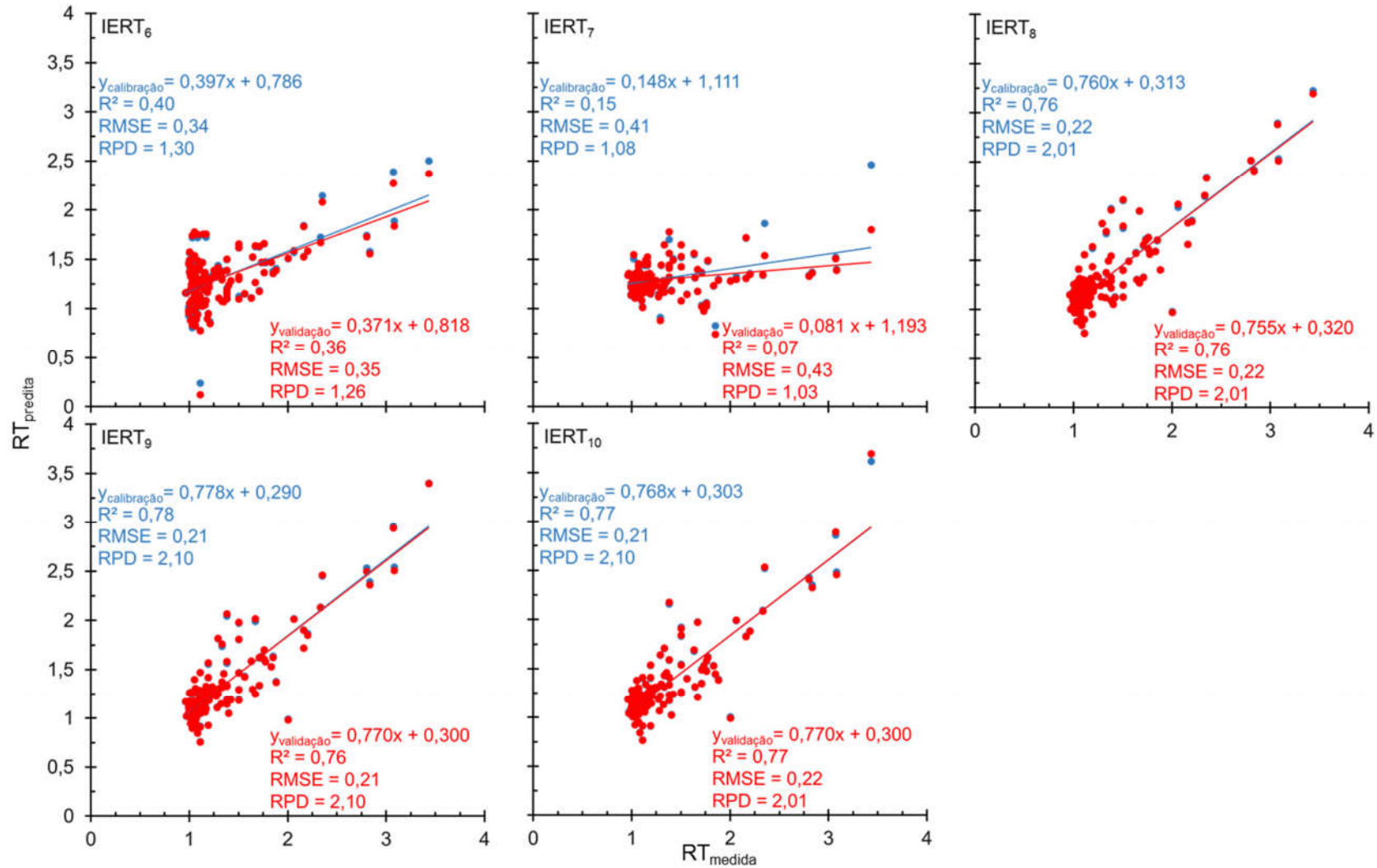


Figura 40 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com índices espectrais da relação textural (IERT) e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais MidIR de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

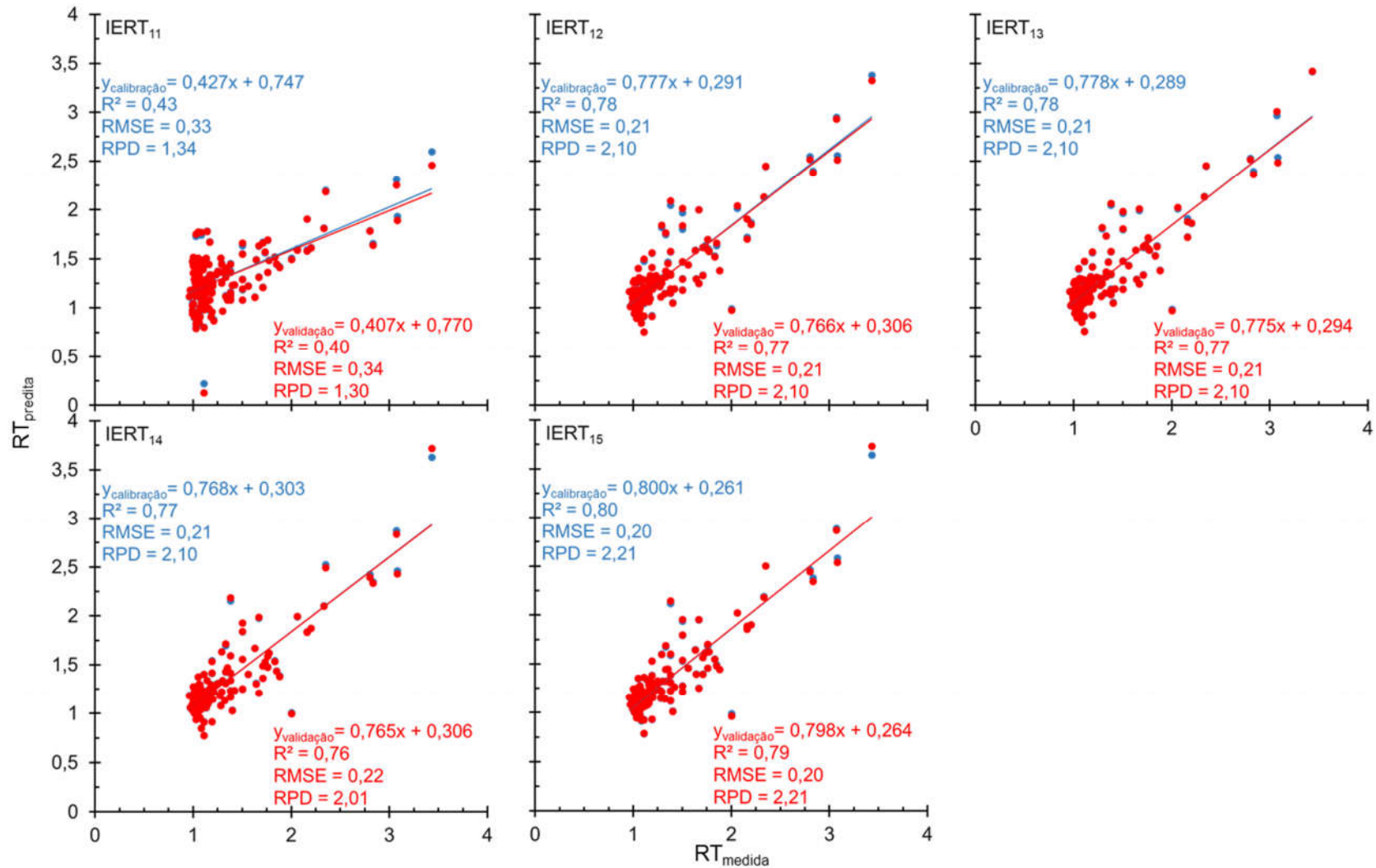


Figura 41 – Representação gráfica da regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com índices espectrais da relação textural (IERT) e respectivas figuras de mérito na estimativa da relação textural a partir de dados espectrais VisNIR-SWIR\_MidIR de 150 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil

## 4 CONCLUSÕES

1) É possível determinar o grau de diferenciação textural entre horizontes de perfis de solos com excelente acurácia através de dados espectrais com taxa de acerto global  $\geq 95\%$  (CP-AFD),  $R^2 > 0,75$  e  $RPD > 2$  (PLSR).

2) A região espectral VisNIR-SWIR é mais prática e apresenta bons resultados para o estudo do grau de diferenciação textural entre horizontes de perfis de solos. No entanto, a região espectral MidIR contém mais informações acerca das diferenças de reflectância entre horizontes que a região VisNIR-SWIR. A fusão dos espectros pode não ser vantajosa.

3) A análise qualitativa das curvas espectrais de horizontes de solo permite inferências preditivas acerca do grau de diferenciação textural em perfis de solos.

4) O estudo da diferenciação textural em perfis de solos é maximizado pelo uso da diferença de reflectância entre horizontes, reduzindo o efeito da intensidade de reflectância das amostras de solo, maximizando a expressão do formato da curva.

5) O índice proposto (IERT) reduz a dependência de métodos estatísticos avançados e dá suporte ao desenvolvimento de equipamentos óticos que trabalhem em regiões espectrais específicas, reduzindo custos e impactos ambientais e maximizando a aplicabilidade da técnica

6) A inserção dos teores de matéria orgânica dos horizontes reduz a qualidade dos modelos de alocação de observações em classes de grau de diferenciação textural por análise de funções discriminantes e dos modelos de predição do valor da relação textural por regressão por mínimos quadrados parciais.

7) A abordagem simultânea de dados espectrais de horizontes em perfis de solos é ainda uma fronteira à ciência e precisa continuar sendo explorada diante dos ótimos resultados que vem sendo obtidos.

8) Estudos abrangentes e exaustivos são indispensáveis antes que novos métodos como este se estabeleçam, particularmente em ciência do solo, na qual o objeto de estudo é, por natureza, complexo e intrigante.





## REFERÊNCIAS

ALVARES, C.A.; STAPE, J.L.; SENTELHAS, P.C.; DE MORAES GONÇALVES, J.L.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, Stuttgart, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.

ANDERSON, T.W.; DARLING, D.A. Asymptotic theory of certain 'goodness of fit' criteria based on stochastic processes, **The Annals of Mathematical Statistics**, Chicago, v. 23, p. 193–212, 1952.

ARAÚJO, S.R.; SÖDERSTRÖM, M.; ERIKSSON, J.; ISENDAHL, C.; STENBORG, P.; DEMATTÊ, J.A.M. Determining soil properties in Amazonian Dark Earths by reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 237-238, p. 308–317, 2015.

BELLINASSO, H.; DEMATTÊ, J.A.M.; ROMEIRO, S.A. Soil spectra library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 34, p. 861-870, 2010.

BOUMA, J.; MCBRATNEY, A. Framing soils as an actor when dealing with wicked environmental problems. **Geoderma**, Amsterdam, v. 200/201, p. 130–139, June 2013.

BOWERS, S.A., HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 100, p. 130–138, 1965.

BRADY, N.C.; WEIL, R.R. **Elementos da natureza e propriedades dos solos**. Porto Alegre: Bookman, 2013. 686 p.

BROOKS, F. A. Atmospheric radiation and its reflection from the ground. **Journal of Meteorology**, Boston, v. 9, p. 41-52, 1952.

BUOL, S.W.; SOUTHARD, R.J.; GRAHAM, R.C.; MCDANIEL, P.A. **Soil genesis and classification**. 6<sup>th</sup> ed. New Jersey: John Wiley, 2011. 560 p.

CAMARGO, O.A.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: Instituto Agrônomo de Campinas, 2009. 77 p. (IAC. Boletim Técnico, 106).

CAMBOU, A.; CARDINAEL, R.; KOUAKOUA, E.; VILLENEUVE, M.; DURAND, C.; BARTHÈS, B. G. Prediction of soil organic carbon stock using visible and near infrared reflectance spectroscopy (VNIRS) in the field. **Geoderma**, Amsterdam, v. 261, p. 151–159, 2016.

CHAKRAVARTI, I.M; LAHA, R.G.; ROY, J. **Handbook of methods of applied statistics**. New York: John Wiley, 1967. v. 1, 460 p.

CHANG, C.W., LAIRD, D.A., MAUSBACH, M.J., HURBURGH, C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p. 480–490, 2001.

CLARK, R.N. Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. In: RENCZ, A.N. (Ed.) **Manual of remote sensing**. New York: John Wiley, 1999. v. 3, p. 3-58.

CORNU, S.; QUÉNARD, L.; COUSIN, I.; SAMOUËLIAN, A. Experimental approach of lessivage: Quantification and mechanisms. **Geoderma**, Amsterdam, v. 213, p. 357–370, 2014.

DALMOLIN, R.S.D.; GONÇALVES, C.N.; KLAMT, E.; DICK, D.P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, n. 2, p. 481-489, 2005.

DAVIDSON, E.A.; JANSSENS, I.A. Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. **Nature**, London, v. 440, n. 7081, p. 165–173, 2006.

DE PAUL OBADE, V.; LAL, R. Assessing land cover and soil quality by remote sensing and geographical information systems (GIS). **Catena**, Amsterdam, v. 104, p. 77–92, 2013.

DEMATTÊ, J.A.M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Brazilian Journal of Agricultural Research**, Brasília, v. 37, p. 1445-1458, 2002.

DEMATTÊ, J.A.M.; BELLINASO, H.; ROMERO, D.J.; FONGARO, C.T. Morphological Interpretation of Reflectance Spectrum (MIRS) using libraries looking towards soil classification. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 71, n. 6, p. 509-520, 2014.

DUFRECHOU, G.; GRANDJEAN, G.; BOURGUIGNON, A. Geometrical analysis of laboratory soil spectra in the short-wave infrared domain: clay composition and estimation of the swelling potential. **Geoderma**, Amsterdam, v. 243/244, p. 92–107, 2015.

DUNN, B.W., BEECHER, H.G., BATTEN, G.D., CIAVARELLA, S. The potential of near infrared reflectance spectroscopy for soil analysis: a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, Melbourne, v. 42, p. 607–614, 2002.

EMBRAPA. **O novo mapa de solos do brasil: legenda atualizada**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2011. 67 p.

\_\_\_\_\_. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília, 2013. 353 p.

FORRESTER, S.T.; JANIK, L.J.; SORIANO-DISLA, J.M.; MASON, S.; BURKITT, L.; MOODY, P.; GOURLEY, C.J.P.; MCLAUGHLIN, M.J. Use of handheld mid-infrared spectroscopy and partial least-squares regression for the prediction of the phosphorus buffering index in Australian soils. **Soil Research**, Clayton South, v. 53, n. 1, p. 67, 2015.

GLINKA, K.D. **Die Typen der Bodenbildung, ihre Klassifikation und Geographische Verbreitung**. Berlin: Gebruder Borntraeger, 1914. 365 p.

\_\_\_\_\_. (Ed.). **The great soil groups of the world and their development.** Tradução de C. F. Marbut. London: Edwards Bros, 1927. 235 p.

HARTEMINK, A.E.; MCBRATNEY, A. A soil science renaissance. **Geoderma**, Amsterdam, v. 148, n. 2, p. 123–129, Dec. 2008.

HOTELLING, H. Analysis of complex of statistical variables into principal components. **Journal of Educational Psychology**, Washington, v. 24, p. 417–441, 1933.

JAMAGNE, M. Les processus pédogénétiques dans une séquence évolutive progressive sur formations limoneuses loessiques en zone tempérée froide et humide. **Comptes Rendus de l'Académie des sciences**, Paris, v. 286, p. 25–27. 1978.

JAMAGNE, M.; PEDRO, G. Les phénomènes de migration et d'accumulation de particules au cours de la pédogenèse sur les formations limoneuses du Nord de la France: essai de caractérisation du processus de "lessivage": **Comptes Rendus de l'Académie des Sciences**, Paris, v. 292, p. 1329–1332, 1981.

JANIK, L.J.; MERRY, R.H.; SKJEMSTAD, J.O. Can mid-infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? **Australian Journal of Experimental Agriculture**, Collingwood, v. 38, p. 681–696, 1998.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres.** Carolina: Parêntese, 2006. 604 p.

JUNG, A.; VOHLAND, M.; THIELE-BRUHN, S. Use of a portable camera for proximal soil sensing with hyperspectral image data. **Remote Sensing**, Basel, v. 7, n. 9, p. 11434–11448, 2015.

KER, J.C.; CURI, N.; SCHAEFER, C.E.G.R.; VIDAL-TORRADO, P. **Pedologia: fundamentos.** Viçosa: SBCS, 2012. 343 p.

KHAYAMIM, F.; WETTERLIND, J.; KHADEMI, H.; ROBERTSON, J.; FAZ CANO, A.; STENBERG, B. Using visible and near infrared spectroscopy to estimate carbonates and gypsum in soils in arid and subhumid regions of Isfahan, Iran. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, Charlton Chichester, v. 23, n. 3, p. 155, 2015.

KNOX, N.M.; GRUNWALD, S.; MCDOWELL, M.L.; BRULAND, G.L.; MYERS, D.B.; HARRIS, W.G. Modelling soil carbon fractions with visible near-infrared (VNIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 239/240, p. 229–239, 2015.

KOCH, A.; MCBRATNEY, A.; ADAMS, M.; FIELD, D.; HILL, R.; CRAWFORD, J.; MINASNY, B.; LAL, R.; ABBOTT, L.; O'DONNELL, A.; ANGERS, D.; BALDOCK, J.; BARBIER, E.; BINKLEY, D.; PARTON, W.; WALL, D. H.; BIRD, M.; BOUMA, J.; CHENU, C.; FLORA, C. B.; GOULDING, K.; GRUNWALD, S.; HEMPEL, J.; JASTROW, J.; LEHMANN, J.; LORENZ, K.; MORGAN, C. L.; RICE, C. W.; WHITEHEAD, D.; YOUNG, I.; ZIMMERMANN, M. Soil security: solving the global soil crisis. **Global Policy**, Durham, v. 4, n. 4, p. 434–441, 2013.

KOPEL, D.; BROOK, A.; WITTENBERG, L.; MALKINSON, D. Spectroscopy as a diagnostic tool for urban soil. **Water, Air, & Soil Pollution**, Dordrecht, v. 226, n. 8, p. 233, 2, 2015.

LAL, R. Restoring soil quality to mitigate soil degradation. **Sustainability**, Basel, v. 7, n. 5, p. 5875–5895, May 2015.

LONGLEY, P.; GOODCHILD, M.F.; MAGUIRE, D.J.; RHIND, D.W. **Sistemas e ciência da informação geográfica**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013. 560 p.

MANLY, B.F.J. **Multivariate statistical methods: a primer**. 3<sup>rd</sup> ed. London: Chapman & Hall, 2004. 224 p.

MCBRATNEY, A.; FIELD, D.J.; KOCH, A. The dimensions of soil security. **Geoderma**, Amsterdam, v. 213, p. 203–213, 2014.

MELLO, F.F.C.; CERRI, C.E.P.; DAVIES, C.A.; HOLBROOK, N.M.; PAUSTIAN, K.; MAIA, S.M.F.; GALDOS, M.V.; BERNOUX, M.; CERRI, C.C. Payback time for soil carbon and sugar-cane ethanol. **Nature Climate Change**, London, v. 4, n. 7, p. 605–609, 2014.

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; SANTOS, H.G. The state of the art of Brazilian soil mapping and prospects for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Digital soil mapping: an introductory perspective**. Amsterdam: Elsevier, 2007. v. 3, p. 39-55.

MENESES, P.R.; MADEIRA NETTO, J.S. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: UnB, 2001. 262 p.

NOCITA, M.; STEVENS, A.; VAN WESEMAEL, B.; AITKENHEAD, M.; BACHMANN, M.; BARTHÈS, B.; BEN DOR, E.; BROWN, D.J.; CLAIROTTE, M.; CSORBA, A.; DARDENNE, P.; DEMATTÊ, J.A.M.; GENOT, V.; GUERRERO, C.; KNADEL, M.; MONTANARELLA, L.; NOON, C.; RAMIREZ-LOPEZ, L.; ROBERTSON, J.; SAKAI, H.; SORIANO-DISLA, J.M.; SHEPHERD, K.D.; STENBERG, B.; TOWETT, E.K.; VARGAS, R.; WETTERLIND, J. Soil spectroscopy: an alternative to wet chemistry for soil monitoring. **Advances in Agronomy**, New York, v. 132, p. 139–159, 2015.

O' ROURKE, S.M.; HOLDEN, N.M. Optical sensing and chemometric analysis of soil organic carbon: a cost effective alternative to conventional laboratory methods? **Soil Use and Management**, New York, v. 27, n. 2, p. 143–155, 2011.

PAZ-KAGAN, T.; SHACHAK, M.; ZAADY, E.; KARNIELI, A. A spectral soil quality index (SSQI) for characterizing soil function in areas of changed land use. **Geoderma**, Amsterdam, v. 230/231, p. 171–184, 2014.

PEARSON, K. On lines and planes of closes fit to a system of points in space, **Philosophical Magazine**, Abingdon, v. 2, p. 557-572, 1901.

POULENARD, J.; PERRETTE, Y.; FANGET, B.; QUETIN, P.; TREVISAN, D.; DORIOZ, J.M. Infrared spectroscopy tracing of sediment sources in a small rural watershed (French Alps). **Science of the Total Environment**, Amsterdam, v. 407, p. 2808–2819, 2009.

POULENARD, J., LEGOUT, C., NÉMERY, J., BRAMORSKI, J., NAVRATIL, O., DOUCHIN, A., FANGET, B., PERRETTE, Y., EVRARD, O., ESTEVES, M. Tracing sediment sources during floods using diffuse reflectance infrared Fourier transform spectrometry (DRIFTS): a case study in a highly erosive mountainous catchment (Southern French Alps). **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 414/415, p. 452–462, 2012.

QUÉNARD, L.; SAMOUËLIAN, A.; LAROCHE, B.; CORNU, S. Lessivage as a major process of soil formation: a revisitation of existing data. **Geoderma**, Amsterdam, v. 167/168, p. 135–147, 2011.

SAS INSTITUTE. **SAS software**: version 9.0. Cary, 2002.

SHAETZL, R.; ANDERSON, S. **Soils genesis and geomorphology**. Cambridge: Cambridge University, 2005. 817p.

SHAPIRO, S.S.; WILK, M.B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, London, v. 52, p. 591–611, 1965.

SOIL SURVEY STAFF. **Keys to soil taxonomy**. 14<sup>th</sup> ed. Washington, 2014. 372p.

SORIANO-DISLA, J.M.; JANIK, L.; MCLAUGHLIN, M.J.; FORRESTER, S.; KIRBY, J.; REIMANN, C. Prediction of the concentration of chemical elements extracted by aqua regia in agricultural and grazing European soils using diffuse reflectance mid-infrared spectroscopy. **Applied Geochemistry**, Oxford, v. 39, p. 33–42, 2013.

STENBERG, B.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. **Advances in Agronomy**, New York, v. 107, p. 163–215, 2010.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristics variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 45, n. 6, p. 1161–1165, 1981.

SZALAI, Z.; KISS, K.; JAKAB, G.; SIPOS, P.; BELUCZ, B.; NÉMETH, T. The use of UV-VIS-NIR reflectance spectroscopy to identify iron minerals. **Astronomische Nachrichten**, Weinheim, v. 334, n. 9, p. 940–943, 2013.

TERRA, F.S. **Espectroscopia de reflectância do visível ao infravermelho médio aplicada aos estudos qualitativos e quantitativos de solos**. 2011. 374 p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2012.

TIECHER, T.; CANER, L.; MINELLA, J.P.G.; BENDER, M.A.; SANTOS, D.R. dos. Tracing sediment sources in a subtropical rural catchment of southern Brazil by using geochemical tracers and near-infrared spectroscopy. **Soil and Tillage Research**, Amsterdam, v. 155, p. 478-497, 2015.

VAN BREEMEN, N; BUURMAN, P. **Soil formation**. Amsterdam: Springer, 2002. 408 p.

VARMUZA, K.; FILZMOSE, P. **Introduction to multivariate statistical analysis in chemometrics**. Boca Raton: CRC Press, 2009. 336 p.

VISCARRA ROSSEL, R.A. Robust modelling of soil diffuse reflectance spectroscopy by “bagging partial least squares regression”. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, Chichester, v. 15, p. 39-47, 2007.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; BUI, E.N.; DE CARITAT, P.; MCKENZIE, N.J. Mapping iron oxides and the color of Australian soil using visible–near-infrared reflectance spectra. **Journal of Geophysical Research**, Washington, v. 115, n. F4, p. F04031, 2010.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; ADAMCHUK, V.I.; SUDDUTH, K.A.; MCKENZIE, N.J.; LOBSEY, C. Proximal soil sensing: an effective approach for soil measurements in space and time. **Advances in Agronomy**, New York, v. 113, p. 243–291, 2011.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; WALVOORT, D. J.J.; MCBRATNEY, A.B.; JANIK, L.J.; SKJEMSTAD, J.O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Amsterdam, v. 131, n. 1/2, p. 59–75, 2006.

WANG, D.; CHAKRABORTY, S.; WEINDORF, D. C.; LI, B.; SHARMA, A.; PAUL, S.; ALI, M. N. Synthesized use of VisNIR DRS and PXRF for soil characterization: total carbon and total nitrogen. **Geoderma**, Amsterdam, v. 243/244, p. 157–167, 2015.

WIGHT, J.P.; ASHWORTH, A.J.; ALLEN, F.L. Organic substrate, clay type, texture, and water influence on NIR carbon measurements. **Geoderma**, Amsterdam, v. 261, p. 36–43, 2016.

WOLD, S.; SJÖSTRÖM, M.; ERIKSSON L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 58, p. 109–130, 2001

WORLD REFERENCE BASE FOR SOIL RESOURCES. **International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps**. Rome: FAO, 2014. 191 p. (World Soil Resources Reports, 106).

## **ANEXOS**





## Anexo A

## Perfis completos

(continua)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm						
AND01	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	17	17	760	60	180	15
AND01	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	17	30	13	760	80	160	13
AND01	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	30	140	110	740	60	200	10
AND01	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw2	140	200	60	740	60	200	5
AND02	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	12	12	700	80	220	10
AND02	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	12	60	48	520	100	380	5
AND02	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	60	100	40	680	40	280	5
AND03	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	27	27	760	40	200	13
AND03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	27	50	23	640	60	300	8
AND03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	100	50	700	60	240	8
AND03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	100	200	100	680	80	240	5
AND05	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	21	21	700	80	220	18
AND05	LATOSSOLO VERMELHO	AB	21	42	21	720	80	200	10
AND05	LATOSSOLO VERMELHO	Bt	42	135	93	660	80	260	13
AND05	LATOSSOLO VERMELHO	Bw	135	200	65	680	80	240	8
AND07	ARGISSOLO AMARELO	Ap	0	30	30	740	60	200	10
AND07	ARGISSOLO AMARELO	Bt	30	80	50	570	60	370	5
AND07	ARGISSOLO AMARELO	Bw1	80	130	50	660	60	280	5
AND07	ARGISSOLO AMARELO	Bw2	130	200	70	690	40	270	10
AND08	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	760	60	180	18
AND08	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	90	65	740	60	200	10
AND08	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	90	170	80	760	20	220	5
AND08	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	170	200	30	740	40	220	8
AND10	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	21	21	740	100	160	23
AND10	ARGISSOLO VERMELHO	Bw1	21	82	61	700	80	220	8
AND10	ARGISSOLO VERMELHO	Bw2	82	150	68	680	80	240	5
AND10	ARGISSOLO VERMELHO	Bw3	150	200	50	680	100	220	8
AND11	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	780	40	180	13
AND11	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	95	70	700	60	240	5
AND11	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	95	150	55	700	60	240	8
AND11	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	150	200	50	690	90	220	8
AND12	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	760	80	160	18
AND12	ARGISSOLO VERMELHO	AB	30	45	15	720	120	160	10
AND12	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	45	180	135	640	100	260	5
AND12	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	180	200	20	680	100	220	5
AND13	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	30	30	680	160	160	15
AND13	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	30	40	10	620	180	200	18
AND13	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	40	100	60	480	150	370	13
AND13	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2f	100	200	100	570	160	270	5
AND14	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	12	12	780	100	120	10
AND14	ARGISSOLO VERMELHO	E	12	32	20	800	80	120	13
AND14	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	32	100	68	580	80	340	8
AND14	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	100	200	100	680	80	240	5
AND15	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	820	60	120	13
AND15	ARGISSOLO VERMELHO	AB	15	35	20	800	60	140	10
AND15	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	35	70	35	700	60	240	8
AND15	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	70	130	60	720	60	220	5
AND15	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	130	200	70	720	80	200	5
AND16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	30	30	840	40	120	8
AND16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	E	30	65	35	820	100	80	5
AND16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt	65	145	80	550	80	370	8

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm	cm	cm				
AND16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bg	145	165	20	590	120	290	5
AND16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bf	165	195	30	500	190	310	5
AND16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	B	195	200	5	320	420	260	5
AND18	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	760	80	160	15
AND18	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	30	80	50	700	80	220	5
AND18	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	80	170	90	700	80	220	5
AND18	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	170	200	30	720	80	200	5
AND20	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	800	80	120	8
AND20	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	30	150	120	690	90	220	5
AND20	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	150	200	50	700	80	220	5
AND21	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	820	40	140	8
AND21	ARGISSOLO VERMELHO	AB	30	80	50	720	80	200	8
AND21	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	80	140	60	720	100	180	5
AND21	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	140	200	60	720	60	220	5
AND22	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	780	40	180	10
AND22	ARGISSOLO VERMELHO	Bw1	30	92	62	680	40	280	8
AND22	ARGISSOLO VERMELHO	Bw2	92	140	48	660	80	260	5
AND22	ARGISSOLO VERMELHO	Bw3	140	200	60	650	80	270	5
AND24	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	740	60	200	5
AND24	ARGISSOLO VERMELHO	AB	15	40	25	640	120	240	5
AND24	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	40	120	80	720	60	220	5
AND24	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	120	200	80	740	60	200	10
AND26	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	10	10	640	60	300	15
AND26	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	10	80	70	580	60	360	10
AND26	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	80	160	80	580	100	320	5
AND26	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	160	200	40	600	40	360	5
AND27	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	800	80	120	10
AND27	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	110	85	780	60	160	10
AND27	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	110	200	90	780	40	180	5
AND28	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	13	13	780	120	100	10
AND28	ARGISSOLO VERMELHO	AB	13	45	32	760	100	140	10
AND28	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	45	110	65	650	130	220	8
AND28	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	110	200	90	740	80	180	5
ARA01	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	50	50	440	40	520	26
ARA01	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	50	125	75	410	40	550	28
ARA01	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	125	200	75	390	40	570	18
ARA02	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	250	80	670	32
ARA02	NITOSSOLO VERMELHO	B1	30	90	60	180	100	720	22
ARA02	NITOSSOLO VERMELHO	B2	90	200	110	180	100	720	18
ARA04	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	650	40	310	20
ARA04	LATOSSOLO VERMELHO	AB	25	50	25	600	40	360	16
ARA04	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	50	115	65	620	40	340	13
ARA04	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	115	200	85	590	40	370	12
ARA05	CAMBISSOLO HÁPLICO	Ap	0	30	30	150	140	710	33
ARA05	CAMBISSOLO HÁPLICO	B	30	55	25	100	150	750	22
ARA05	CAMBISSOLO HÁPLICO	Bi	55	110	55	130	100	770	17
ARA05	CAMBISSOLO HÁPLICO	R	110	200	90	320	250	430	9
ARA06	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	660	40	300	20
ARA06	LATOSSOLO VERMELHO	AB	20	45	25	590	40	370	16
ARA06	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	45	95	50	610	40	350	14
ARA06	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	95	200	105	590	40	370	12

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm						
ARA07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	45	45	650	40	310	23
ARA07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	45	60	15	610	40	350	15
ARA07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw2	60	200	140	600	40	360	13
ARA08	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	20	20	760	40	200	18
ARA08	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	20	45	25	760	40	200	15
ARA08	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	45	80	35	700	40	260	14
ARA08	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw2	80	200	120	670	40	290	12
ARA12	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	310	60	630	28
ARA12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	50	30	270	80	650	23
ARA12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	125	75	240	100	660	17
ARA12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	125	200	75	270	100	630	16
ARA13	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	Ap	0	30	30	800	40	160	15
ARA13	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	C1	30	48	18	760	40	200	14
ARA13	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	C2	48	78	30	750	40	210	13
ARA13	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	C3	78	200	122	730	50	220	11
ARA14	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	460	60	480	27
ARA14	NITOSSOLO VERMELHO	B	35	60	25	440	70	490	17
ARA14	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	60	110	50	440	70	490	14
ARA14	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	110	200	90	440	70	490	13
ARA15	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	670	40	290	18
ARA15	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	82	57	630	40	330	15
ARA15	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	82	200	118	620	40	340	13
ARA18	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	580	40	380	22
ARA18	LATOSSOLO VERMELHO	AB	20	60	40	550	40	410	18
ARA18	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	60	115	55	470	60	470	16
ARA18	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	115	200	85	490	60	450	14
GOI01	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	18	18	260	60	680	29
GOI01	NITOSSOLO VERMELHO	Bt1	18	90	72	180	70	750	13
GOI01	NITOSSOLO VERMELHO	Bt2	90	140	50	180	70	750	11
GOI01	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	140	200	60	140	80	780	7
GOI03	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	240	40	720	39
GOI03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	15	50	35	220	90	690	20
GOI03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	130	80	160	90	750	17
GOI03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	130	200	70	160	90	750	11
GOI04	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	180	140	680	41
GOI04	NITOSSOLO VERMELHO	B	25	100	75	270	40	690	16
GOI04	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	100	200	100	200	110	690	11
GOI06	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	160	180	660	31
GOI06	NITOSSOLO VERMELHO	AB	15	40	25	220	60	720	23
GOI06	NITOSSOLO VERMELHO	B1	40	110	70	160	60	780	11
GOI06	NITOSSOLO VERMELHO	B2	110	200	90	130	90	780	9
GOI07	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	110	130	760	30
GOI07	NITOSSOLO VERMELHO	Bt	25	90	65	160	90	750	16
GOI07	NITOSSOLO VERMELHO	B	90	150	60	130	90	780	9
GOI07	NITOSSOLO VERMELHO	Bi	150	200	50	100	150	750	7
GOI09	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	110	190	700	34
GOI09	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	80	55	240	80	680	17
GOI09	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	80	130	50	200	100	700	11
GOI10	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	200	120	680	42
GOI10	NITOSSOLO VERMELHO	B1	30	90	60	240	60	700	24
GOI10	NITOSSOLO VERMELHO	B2	90	200	110	180	40	780	12

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm	cm	cm				
GOI12	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	260	80	660	34
GOI12	NITOSSOLO VERMELHO	B1	30	110	80	80	130	790	18
GOI12	NITOSSOLO VERMELHO	B2	110	170	60	200	110	690	11
GOI12	NITOSSOLO VERMELHO	B3	170	200	30	200	90	710	7
GOI13	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	250	60	690	40
GOI13	NITOSSOLO VERMELHO	B1	25	70	45	110	120	770	20
GOI13	NITOSSOLO VERMELHO	B2	70	112	42	130	110	760	15
GOI13	NITOSSOLO VERMELHO	Bi	112	200	88	80	130	790	11
GOI15	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	170	120	710	45
GOI15	NITOSSOLO VERMELHO	B1	35	110	75	130	120	750	25
GOI15	NITOSSOLO VERMELHO	B2	110	200	90	130	130	740	15
GOI16	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	40	40	210	100	690	46
GOI16	NITOSSOLO VERMELHO	B	40	100	60	130	130	740	15
GOI16	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	100	200	100	160	120	720	11
GOI17	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	270	130	600	45
GOI17	NITOSSOLO VERMELHO	B1	25	80	55	200	100	700	40
GOI17	NITOSSOLO VERMELHO	B2	80	100	20	130	110	760	22
GOI17	NITOSSOLO VERMELHO	R	100	115	15	260	100	640	11
GOI19	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	200	160	640	33
GOI19	NITOSSOLO VERMELHO	B1	35	100	65	130	130	740	17
GOI19	NITOSSOLO VERMELHO	B2	100	200	100	160	120	720	10
GOI20	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	160	140	700	31
GOI20	NITOSSOLO VERMELHO	B	30	90	60	220	50	730	16
GOI20	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	90	200	110	140	110	750	11
GOI21	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	180	120	700	32
GOI21	NITOSSOLO VERMELHO	B	30	90	60	160	110	730	17
GOI21	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	90	160	70	120	100	780	9
GOI22	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	230	150	620	45
GOI22	NITOSSOLO VERMELHO	B1	35	115	80	180	100	720	20
GOI22	NITOSSOLO VERMELHO	B2	115	200	85	160	80	760	11
GOI24	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	18	18	80	300	620	40
GOI24	NITOSSOLO VERMELHO	B	18	80	62	220	60	720	20
GOI24	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	80	110	30	220	80	700	12
GOI24	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	110	200	90	200	80	720	10
IPA04	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	170	140	690	26
IPA04	NITOSSOLO VERMELHO	AB	15	35	20	150	130	720	18
IPA04	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	70	130	60	90	130	780	10
IPA04	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	130	200	70	120	110	770	5
IPA05	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	160	130	710	18
IPA05	NITOSSOLO VERMELHO	B	20	50	30	130	130	740	20
IPA05	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	50	90	40	140	80	780	13
IPA05	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	90	170	80	120	150	730	5
IPA05	NITOSSOLO VERMELHO	Bw3	170	200	30	150	140	710	5
IPA07	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	18	18	170	80	750	18
IPA07	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	18	40	22	120	130	750	10
IPA07	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	40	200	160	120	90	790	8
IPA08	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	150	90	760	20
IPA08	NITOSSOLO VERMELHO	B	15	40	25	90	150	760	10
IPA08	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	40	100	60	110	110	780	5
IPA08	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	100	200	100	100	150	750	5

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm						
IPA09	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	320	20	660	31
IPA09	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	80	60	260	70	670	23
IPA09	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	80	200	120	240	100	660	13
IPA10	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	10	10	240	120	640	38
IPA10	NITOSSOLO VERMELHO	B	10	85	75	190	60	750	31
IPA10	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	85	145	60	180	110	710	33
IPA10	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	145	200	55	170	100	730	20
IPA11	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	800	40	160	13
IPA11	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	15	42	27	800	40	160	5
IPA11	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	42	100	58	780	40	180	8
IPA11	ARGISSOLO VERMELHO	Bt3	100	200	100	820	20	160	5
IPA12	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	32	32	230	80	690	23
IPA12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	32	105	73	190	90	720	23
IPA12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	105	200	95	190	110	700	18
IPA16	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	10	10	400	60	540	26
IPA16	NITOSSOLO VERMELHO	B	10	47	37	330	70	600	15
IPA16	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	47	93	46	360	80	560	8
IPA16	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	93	200	107	360	60	580	10
IPA17	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	21	21	290	80	630	20
IPA17	NITOSSOLO VERMELHO	Bt1	21	90	69	210	80	710	18
IPA17	NITOSSOLO VERMELHO	Bt2	90	135	45	240	70	690	8
IPA17	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	135	200	65	290	40	670	8
IPA19	ARGISSOLO VERMELHO -AMARELO	Ap	0	22	22	320	60	620	31
IPA19	ARGISSOLO VERMELHO -AMARELO	Bt1	22	105	83	290	60	650	28
IPA19	ARGISSOLO VERMELHO -AMARELO	Bt2	105	165	60	270	110	620	18
IPA19	ARGISSOLO VERMELHO -AMARELO	Bt3	165	200	35	300	100	600	5
IPA21	LATOSSOLO BRUNO	Ap	0	19	19	260	90	650	38
IPA21	LATOSSOLO BRUNO	Bw1	19	120	101	240	110	650	31
IPA21	LATOSSOLO BRUNO	Bw2	120	200	80	200	110	690	13
IPA22	LATOSSOLO BRUNO	Ap	0	18	18	300	60	640	38
IPA22	LATOSSOLO BRUNO	Bw1	18	130	112	260	60	680	31
IPA22	LATOSSOLO BRUNO	Bw2	130	200	70	220	80	700	26
IPA25	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	17	17	330	70	600	28
IPA25	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	17	75	58	260	80	660	10
IPA25	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	75	200	125	290	80	630	18
IPA26	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	230	60	710	28
IPA26	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	15	120	105	200	60	740	15
IPA26	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	120	200	80	170	100	730	8
IPA30	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	16	16	130	150	720	23
IPA30	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	16	90	74	140	150	710	18
IPA30	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	90	150	60	90	170	740	18
IPA30	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	150	200	50	110	160	730	13
IPA34	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	10	10	110	130	760	33
IPA34	NITOSSOLO VERMELHO	B1	10	90	80	110	120	770	26
IPA34	NITOSSOLO VERMELHO	B2	90	150	60	70	110	820	5
IPA34	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	150	200	50	130	90	780	8
MAR01	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	12	12	60	190	750	41
MAR01	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	12	57	45	40	170	790	24
MAR01	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	57	200	143	60	190	750	15
MAR02	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	18	18	80	150	770	46
MAR02	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	18	70	52	50	140	810	15
MAR02	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	70	200	130	50	150	800	23

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm	cm	cm				
MAR03	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	110	180	710	38
MAR03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	75	50	80	150	770	20
MAR03	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	75	200	125	60	190	750	26
MAR04	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	18	18	180	130	690	38
MAR04	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	18	62	44	140	120	740	21
MAR04	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	62	200	138	130	170	700	15
MAR05	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	19	19	150	140	710	38
MAR05	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	19	88	69	130	120	750	21
MAR05	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	88	200	112	100	170	730	15
MAR06	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	170	100	730	38
MAR06	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	50	30	120	100	780	21
MAR06	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	200	150	110	150	740	15
MAR07	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	220	170	610	42
MAR07	NITOSSOLO VERMELHO	B	20	62	42	200	160	640	20
MAR07	NITOSSOLO VERMELHO	CR	62	200	138	530	200	270	10
MAR08	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	180	150	670	34
MAR08	NITOSSOLO VERMELHO	B	15	85	70	180	130	690	18
MAR08	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	85	200	115	180	150	670	13
MAR09	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	12	12	240	80	680	31
MAR09	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	12	40	28	230	100	670	19
MAR09	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	40	200	160	220	80	700	15
MAR10	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	100	120	780	33
MAR10	NITOSSOLO VERMELHO	B	15	55	40	80	120	800	21
MAR10	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	55	200	145	50	170	780	13
MAR11	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	230	100	670	35
MAR11	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	15	70	55	190	100	710	21
MAR11	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	70	200	130	180	120	700	13
MAR12	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	19	19	250	130	620	38
MAR12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	19	60	41	220	100	680	21
MAR12	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	60	200	140	220	130	650	15
MAR13	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	19	19	40	150	810	38
MAR13	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	19	81	62	20	130	850	21
MAR13	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	81	200	119	50	110	840	18
MAR14	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	100	170	730	47
MAR14	NITOSSOLO VERMELHO	B	15	50	35	80	140	780	31
MAR14	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	50	200	150	50	150	800	20
MAR15	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	19	19	40	170	790	35
MAR15	NITOSSOLO VERMELHO	B	19	52	33	20	170	810	26
MAR15	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	52	200	148	50	170	780	18
MAR16	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	30	170	800	35
MAR16	NITOSSOLO VERMELHO	B	20	62	42	20	170	810	23
MAR16	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	62	200	138	60	120	820	18
MAR17	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	220	170	610	38
MAR17	NITOSSOLO VERMELHO	B	20	60	40	120	140	740	20
MAR17	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	60	200	140	100	170	730	10
MAR18	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	240	130	630	41
MAR18	NITOSSOLO VERMELHO	B	20	80	60	210	150	640	20
MAR18	NITOSSOLO VERMELHO	BC	80	200	120	180	170	650	13
MAR19	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	360	40	600	28
MAR19	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	65	45	260	100	640	20
MAR19	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	65	200	135	240	100	660	10

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm						
MAR20	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	160	170	670	33
MAR20	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	62	42	110	150	740	20
MAR20	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	62	200	138	80	150	770	18
MAR21	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	230	80	690	33
MAR21	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	60	40	180	130	690	20
MAR21	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	60	200	140	150	140	710	18
MAR22	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	70	150	780	39
MAR22	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	50	30	30	130	840	23
MAR22	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	200	150	60	120	820	18
MAR24	CAMBISSOLO HÁPLICO	Ap	0	20	20	200	150	650	36
MAR24	CAMBISSOLO HÁPLICO	Bi	20	60	40	220	120	660	23
MAR24	CAMBISSOLO HÁPLICO	C	60	110	50	510	160	330	8
MAR25	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	230	150	620	36
MAR25	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	50	25	180	130	690	23
MAR25	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	200	150	180	140	680	10
MAR26	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	0	220	780	36
MAR26	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	35	80	45	20	120	860	20
MAR26	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	80	200	120	50	80	870	10
MAR27	CAMBISSOLO HÁPLICO	Ap	0	35	35	210	230	560	43
MAR27	CAMBISSOLO HÁPLICO	Bi	35	55	20	170	190	640	23
MAR27	CAMBISSOLO HÁPLICO	C	55	110	55	200	160	640	15
MAR27	CAMBISSOLO HÁPLICO	R	110	150	40	220	170	610	13
MAR30	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	240	120	640	34
MAR30	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	100	75	180	140	680	21
MAR30	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	100	200	100	200	160	640	13
MAR31	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	320	120	560	34
MAR31	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	20	50	30	190	170	640	28
MAR31	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	200	150	60	100	840	18
MAR33	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	250	110	640	29
MAR33	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	30	52	22	190	140	670	23
MAR33	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	52	200	148	160	150	690	10
MAR34	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	230	100	670	35
MAR34	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	35	82	47	180	130	690	19
MAR34	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	82	200	118	220	150	630	15
MAR35	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	270	130	600	31
MAR35	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	80	55	200	150	650	19
MAR35	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	80	200	120	220	120	660	13
MAR36	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	280	80	640	33
MAR36	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	60	35	210	100	690	19
MAR36	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	60	200	140	200	140	660	13
MAR37	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	280	100	620	33
MAR37	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	52	27	190	120	690	14
MAR37	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	52	200	148	220	110	670	20
MAR38	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	22	22	250	110	640	33
MAR38	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	22	59	37	210	120	670	20
MAR38	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	59	200	141	50	170	780	15
MAR40	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	320	100	580	33
MAR40	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	69	44	270	120	610	20
MAR40	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	69	200	131	110	150	740	20
MAR41	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	130	140	730	33
MAR41	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	50	25	100	120	780	22
MAR41	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	200	150	70	190	740	18



## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm	cm	cm				
MAR45	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	190	190	620	34
MAR45	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	59	34	170	160	670	19
MAR45	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	59	200	141	120	130	750	18
MAR46	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	160	130	710	35
MAR46	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	62	37	110	100	790	21
MAR46	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	62	200	138	60	120	820	23
MAR47	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	90	130	780	28
MAR47	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	48	23	60	150	790	21
MAR47	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	48	200	152	150	100	750	23
MAR48	CAMISSOLO HÁPLICO	Ap	0	25	25	140	190	670	33
MAR48	CAMISSOLO HÁPLICO	AB	25	40	15	150	180	670	16
MAR48	CAMISSOLO HÁPLICO	Bi	40	60	20	130	190	680	13
MAR48	CAMISSOLO HÁPLICO	BC	60	75	15	210	170	620	16
MAR48	CAMISSOLO HÁPLICO	C	75	90	15	310	150	540	13
MAR48	CAMISSOLO HÁPLICO	R	90	100	10	400	140	460	16
MAR49	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	210	150	640	33
MAR49	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	35	50	15	180	140	680	20
MAR49	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	50	200	150	140	130	730	15
MIR01	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	830	74	96	12
MIR01	ARGISSOLO VERMELHO	AB	20	55	35	840	65	95	3
MIR01	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	55	110	55	700	92	208	4
MIR01	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	110	200	90	790	36	174	2
MIR02	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	850	56	94	4
MIR02	ARGISSOLO VERMELHO	A2	30	50	20	800	69	131	3
MIR02	ARGISSOLO VERMELHO	AB	50	65	15	740	70	190	5
MIR02	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	65	130	65	760	45	195	2
MIR02	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	130	200	70	770	38	192	2
MIR05	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	860	56	84	7
MIR05	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	20	60	40	760	43	197	3
MIR05	ARGISSOLO VERMELHO	BC	60	120	60	870	62	68	3
MIR05	ARGISSOLO VERMELHO	C	120	200	80	760	63	177	2
MIR10	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	820	76	104	7
MIR10	ARGISSOLO VERMELHO	AB	20	60	40	750	74	176	3
MIR10	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	60	110	50	660	66	274	3
MIR10	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	110	200	90	720	109	171	2
PIR01	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	20	20	180	100	720	22
PIR01	NITOSSOLO VERMELHO	B	20	70	50	140	80	780	14
PIR01	NITOSSOLO VERMELHO	Bw1	70	120	50	200	100	700	14
PIR01	NITOSSOLO VERMELHO	Bw2	120	200	80	160	110	730	11
PIR06	PLANOSSOLO HÁPLICO	Ap	0	30	30	500	160	340	18
PIR06	PLANOSSOLO HÁPLICO	AB	30	80	50	300	100	600	13
PIR06	PLANOSSOLO HÁPLICO	Bt	80	115	35	300	100	600	8
PIR06	PLANOSSOLO HÁPLICO	Bw1	115	150	35	260	120	620	8
PIR06	PLANOSSOLO HÁPLICO	Bw2	150	200	50	130	130	740	7
PIR07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	25	25	620	120	260	18
PIR07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	25	80	55	620	80	300	9
PIR07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	80	130	50	580	80	340	9
PIR07	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw2	130	200	70	580	80	340	11
PIR11	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	35	35	320	140	540	24
PIR11	NITOSSOLO VERMELHO	B	35	80	45	180	100	720	14

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm						
PIR12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	20	20	880	60	60	10
PIR12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	20	50	30	860	60	80	7
PIR12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt	50	100	50	700	60	240	7
PIR15	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	440	160	400	22
PIR15	LATOSSOLO VERMELHO	AB	25	85	60	410	170	420	8
PIR15	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	85	145	60	400	160	440	8
PIR15	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	145	200	55	380	170	450	15
PIR21	ARGISSOLO VERMEHLO-AMARELO	Ap	0	40	40	780	80	140	13
PIR21	ARGISSOLO VERMEHLO-AMARELO	Bt	40	80	40	490	100	410	11
PIR21	ARGISSOLO VERMEHLO-AMARELO	Bw1	80	100	20	470	80	450	8
PIR21	ARGISSOLO VERMEHLO-AMARELO	Bw2	100	140	40	210	80	710	8
PIR26	ARGISSOLO AMARELO	Ap	0	30	30	600	180	220	11
PIR26	ARGISSOLO AMARELO	Bt	30	60	30	380	170	450	10
PIR26	ARGISSOLO AMARELO	Bw1	60	120	60	300	200	500	7
PIR26	ARGISSOLO AMARELO	Bw2	120	200	80	100	180	720	7
PIR31	CAMBISSOLO HÁPLICO	Ap	0	15	15	800	60	140	12
PIR31	CAMBISSOLO HÁPLICO	Bi	15	35	20	720	140	140	12
PIR31	CAMBISSOLO HÁPLICO	Bw1	35	90	55	700	100	200	7
PIR31	CAMBISSOLO HÁPLICO	Bw2	90	120	30	700	100	200	7
PIR32	ARGISSOLO AMARELO	Ap1	0	35	35	840	60	100	10
PIR32	ARGISSOLO AMARELO	Ap2	35	55	20	800	80	120	10
PIR32	ARGISSOLO AMARELO	AB	55	110	55	780	60	160	7
PIR32	ARGISSOLO AMARELO	Bt	110	200	90	760	40	200	7
PIR34	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	25	25	820	60	120	11
PIR34	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	25	45	20	780	60	160	8
PIR34	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt	45	100	55	780	40	180	7
PIR34	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	100	200	100	760	60	180	7
PIR35	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	10	10	800	60	140	12
PIR35	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	10	50	40	820	40	140	10
PIR35	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt	50	110	60	780	40	180	9
PIR35	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	110	200	90	760	60	180	7
PIR36	ARGISSOLO AMARELO	Ap	0	30	30	820	60	120	13
PIR36	ARGISSOLO AMARELO	AB	30	50	20	800	40	160	10
PIR36	ARGISSOLO AMARELO	Bt	50	130	80	760	40	200	7
PIR36	ARGISSOLO AMARELO	Bw1	130	200	70	760	40	200	7
PIR38	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	780	100	120	10
PIR38	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	30	90	60	620	100	280	10
PIR38	ARGISSOLO VERMELHO	Bw1	90	140	50	620	100	280	7
PIR38	ARGISSOLO VERMELHO	Bw2	140	200	60	600	100	300	7
PIR40	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	18	18	680	100	220	10
PIR40	LATOSSOLO VERMELHO	AB	18	40	22	680	100	220	12
PIR40	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	40	80	40	620	120	260	9
PIR40	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	80	130	50	640	120	240	7
PIR40	LATOSSOLO VERMELHO	Bw3	130	200	70	600	140	260	7
PIR46	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	32	32	470	80	450	20
PIR46	LATOSSOLO VERMELHO	AB	32	80	48	420	60	520	12
PIR46	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	80	110	30	410	60	530	10
PIR46	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	110	200	90	410	60	530	10
PIR49	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	720	120	160	15
PIR49	ARGISSOLO VERMELHO	AB	25	50	25	700	120	180	9
PIR49	ARGISSOLO VERMELHO	Bt	50	80	30	700	100	200	7
PIR49	ARGISSOLO VERMELHO	Bw	80	200	120	700	100	200	7

## Perfis completos

(continuação)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm	cm	cm				
PIR50	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	40	40	360	160	480	22
PIR50	NITOSSOLO VERMELHO	AB	40	90	50	290	100	610	10
PIR50	NITOSSOLO VERMELHO	B	90	150	60	290	120	590	7
PIR50	NITOSSOLO VERMELHO	Bw	150	200	50	300	120	580	7
PIR51	NITOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	200	180	620	23
PIR51	NITOSSOLO VERMELHO	AB	25	90	65	130	110	760	15
PIR51	NITOSSOLO VERMELHO	B	90	150	60	100	220	680	9
PIR52	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	50	50	280	80	640	22
PIR52	LATOSSOLO VERMELHO	AB	50	100	50	220	80	700	16
PIR52	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	100	150	50	200	90	710	14
PIR52	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	150	200	50	200	90	710	13
PIR53	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	50	50	460	60	480	24
PIR53	LATOSSOLO VERMELHO	AB	50	100	50	470	60	470	13
PIR53	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	100	150	50	340	60	600	14
PIR53	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	150	200	50	350	40	610	11
PIR54	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	20	20	580	140	280	15
PIR54	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	20	50	30	380	140	480	11
PIR54	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt	50	80	30	400	120	480	7
PIR54	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	80	115	35	380	120	500	9
PIR54	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw2	115	200	85	390	100	510	7
PIR55	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	35	35	440	180	380	18
PIR55	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	35	50	15	260	100	640	13
PIR55	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt	50	95	45	180	120	700	9
PIR55	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw1	95	110	15	270	190	540	9
PIR55	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw2	110	200	90	480	200	320	7
SCA01	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	25	25	230	339	431	32
SCA01	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	25	110	85	240	294	466	12
SCA01	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	110	200	90	250	120	630	9
VAL04	ARGISSOLO AMARELO	Ap	0	40	40	780	60	160	13
VAL04	ARGISSOLO AMARELO	Bt	40	70	30	720	60	220	8
VAL04	ARGISSOLO AMARELO	Btf	70	110	40	660	80	260	5
VAL04	ARGISSOLO AMARELO	Bf	110	200	90	680	100	220	5
VAL07	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	Ap	0	15	15	860	40	100	8
VAL07	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	C1	15	100	85	840	40	120	5
VAL07	NEOSSOLO QUARTZARÊNICO	C2	100	200	100	820	40	140	5
VAL09	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	30	30	700	140	160	23
VAL09	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	30	60	30	640	160	200	5
VAL09	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	60	140	80	580	140	280	8
VAL09	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	140	200	60	630	130	240	5
VAL10	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	35	35	780	60	160	13
VAL10	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	E	35	57	22	780	80	140	5
VAL10	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	57	150	93	680	100	220	8
VAL10	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	150	200	50	720	80	200	5
VAL12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	30	30	720	120	160	8
VAL12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	E	30	45	15	720	140	140	5
VAL12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	45	140	95	620	140	240	5
VAL12	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	140	200	60	660	120	220	5
VAL13	ARGISSOLO AMARELO	Ap	0	18	18	720	120	160	8
VAL13	ARGISSOLO AMARELO	E	18	40	22	720	160	120	5
VAL13	ARGISSOLO AMARELO	Bt1	40	60	20	630	150	220	5
VAL13	ARGISSOLO AMARELO	Bt2	60	160	100	630	170	200	5
VAL13	ARGISSOLO AMARELO	C	160	200	40	740	80	180	5

## Perfis completos

(conclusão)

ID	Classe do Solo	Horizonte	Topo Base Espessura			Areia	Silte	Argila	MO
			cm						
VAL15	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	22	22	880	20	100	8
VAL15	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	E	22	53	31	860	60	80	5
VAL15	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	53	140	87	700	80	220	5
VAL15	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	140	200	60	760	60	180	5
VAL16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	15	15	700	80	220	5
VAL16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	15	55	40	640	80	280	5
VAL16	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	55	110	55	700	60	240	5
VAL17	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	30	30	720	120	160	10
VAL17	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	30	120	90	600	100	300	5
VAL17	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	120	200	80	640	100	260	8
VAL22	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	18	18	860	40	100	13
VAL22	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	18	60	42	860	40	100	8
VAL22	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	60	95	35	680	40	280	5
VAL22	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt3	95	200	105	720	60	220	5
VAL23	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Ap	0	20	20	840	40	120	5
VAL23	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	AB	20	40	20	840	40	120	13
VAL23	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt1	40	80	40	780	60	160	10
VAL23	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bt2	80	120	40	740	60	200	5
VAL23	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	Bw	120	200	80	720	80	200	5
VAL24	LATOSSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	800	40	160	10
VAL24	LATOSSOLO VERMELHO	Bw1	30	110	80	740	40	220	5
VAL24	LATOSSOLO VERMELHO	Bw2	110	200	90	710	110	180	5
VAL25	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	15	15	820	40	140	8
VAL25	ARGISSOLO VERMELHO	Bt1	15	50	35	760	40	200	10
VAL25	ARGISSOLO VERMELHO	Bt2	50	100	50	720	60	220	5
VAL25	ARGISSOLO VERMELHO	Bt3	100	200	100	700	80	220	5
VAL29	ARGISSOLO VERMELHO	Ap	0	30	30	840	20	140	10
VAL29	ARGISSOLO VERMELHO	Bw1	30	95	65	780	40	180	5
VAL29	ARGISSOLO VERMELHO	Bw2	95	200	105	780	60	160	5

## Anexo B

Exemplo de código utilizado para a Análise de Funções Discriminantes com escores dos componentes principais (CP-AFD) no programa SAS

```
*/Modelo VisNIR-SWIR_MO_A_B/*
- data Rel_text;
    input classe $ MO_A MO_B CP1 CP2 CP3;
    cards;
*/Dados do modelo - 75 %/*

- data Teste;
    input classe_test $ MO_A MO_B CP1 CP2 CP3;
    cards;
*/Dados do teste externo - 25 %/*

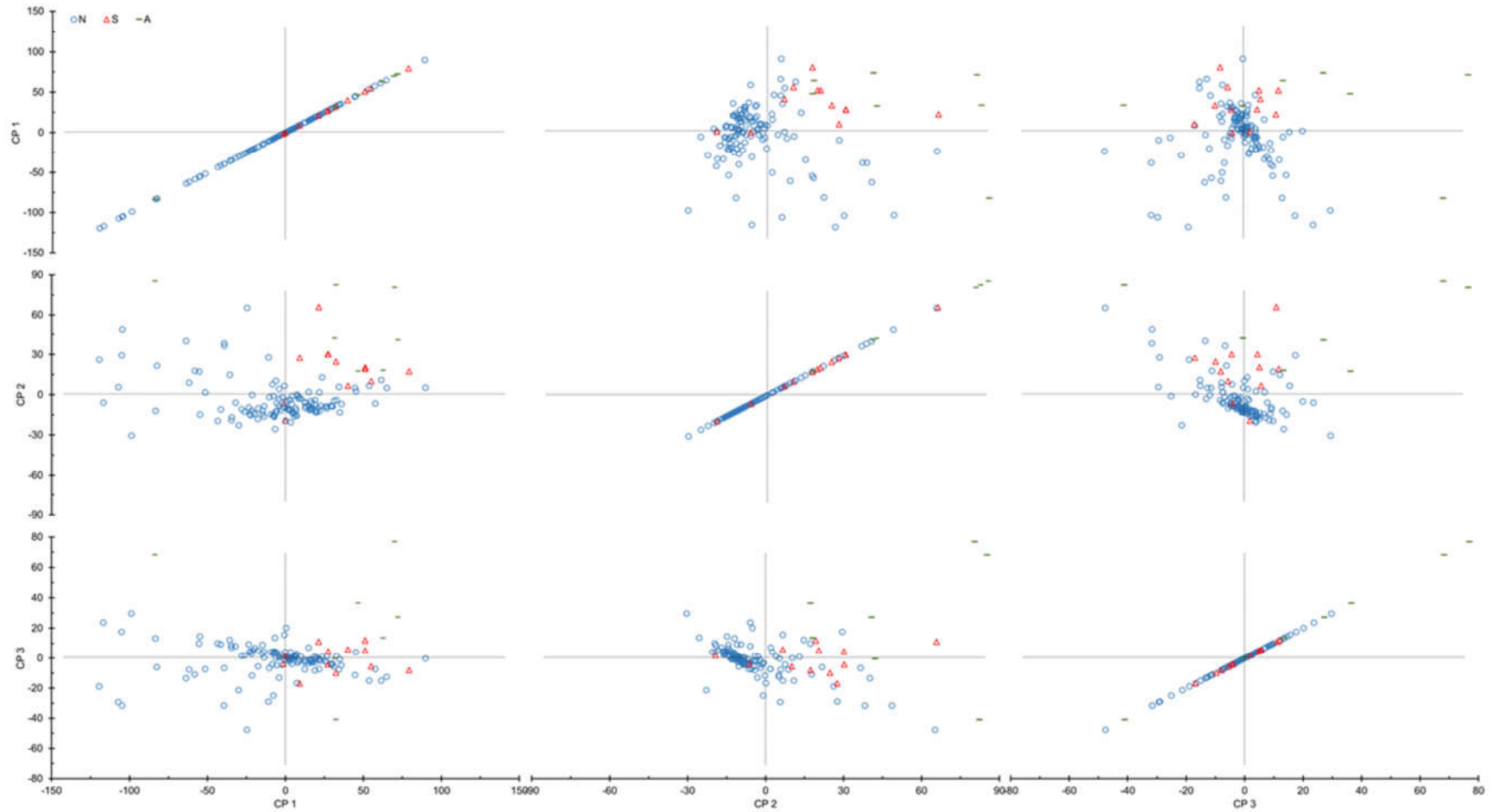
- proc discrim method=normal
data=Rel_text
    Manova
        out=SAICLASSE
        testdata=Teste
        testout=SAITESTE
        testlist;
        testclass classe_test;
        var MO_A MO_B CP1 CP2 CP3;
    class classe;
priors prop;

- proc print data=SAICLASSE;

- proc print data=SAITESTE;
run;
```

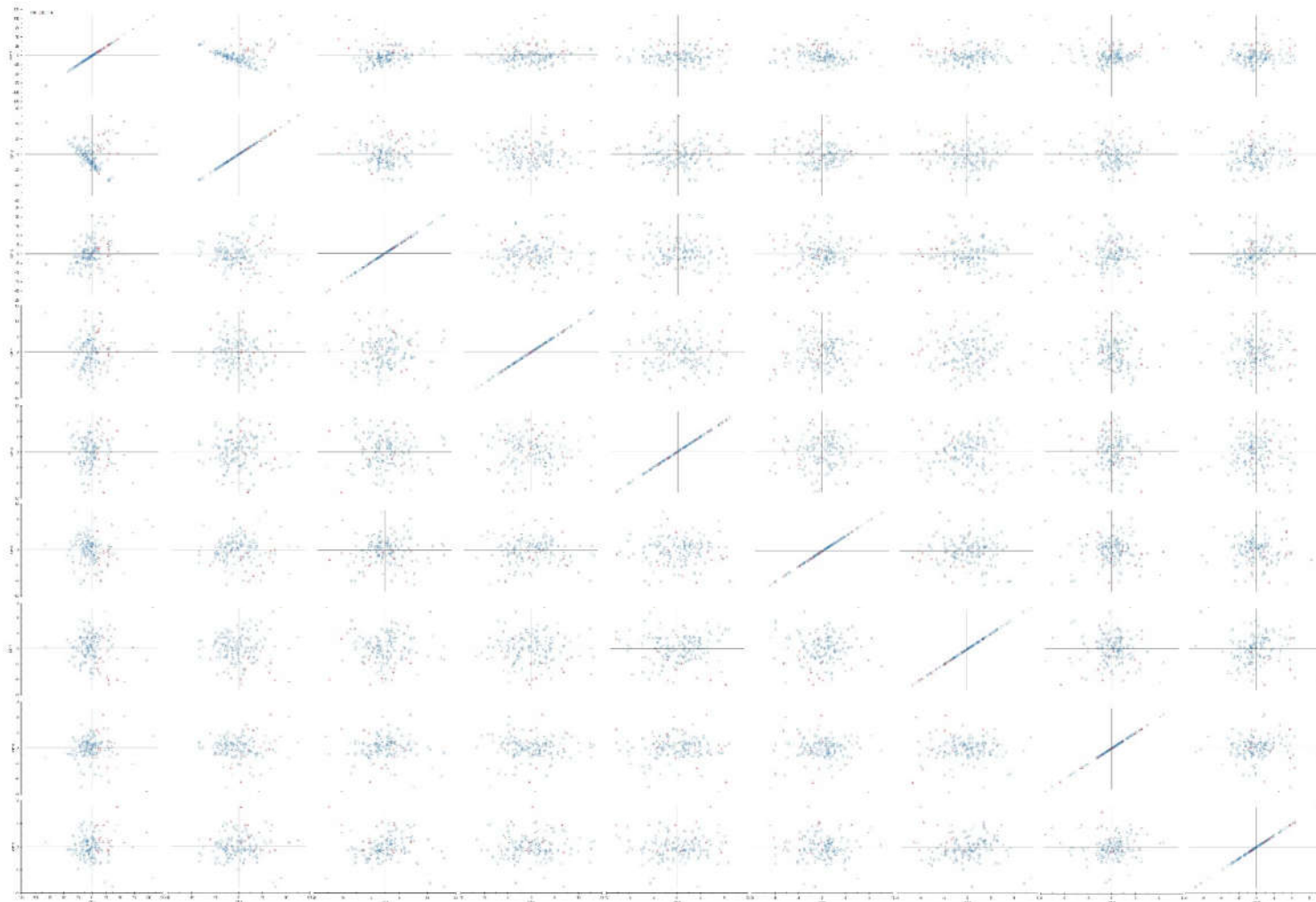
## Anexo C

Representação gráfica de “draftsman” dos escores dos CP's com dados da região espectral VisNIR-SWIR



## Anexo D

Representação gráfica de “draftsman” dos escores dos CP's com dados da região espectral MidIR



## Anexo E

Representação gráfica de “draftsman” dos escores dos CP's com dados da região espectral VisNIR-SWIR-MidIR

