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

Emissividade dos atributos do solo via sensores terrestres e de satélite

Diego Fernando Urbina Salazar

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

**Piracicaba
2019**

Diego Fernando Urbina Salazar
Engenheiro Ambiental e Sanitário

Emissividade dos atributos do solo via sensores terrestres e de satélite
versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

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
2019

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

Urbina Salazar, Diego Fernando

Emissividade dos atributos do solo via sensores terrestres e de satélite / Diego Fernando Urbina Salazar. - - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2019.

50 p.

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

1. Infravermelho termal (TIR) 2. Análises de imagem de satélite 3. Emissividade de solos 4. Atributos do solo 5. Textura do solo 6. Tamanho da partícula 7. Comportamento spectral I. Título

A Dios, por ser MI ROCA y FORTALEZA presente en todo momento, a mi madre Adriana, padre Jairo, hermana Valentina, a mi abuelo Alfonso y a mis abuelas Deicy y Copito “ In Memorian”, pues sin ustedes este trabajo y mis sueños no serian realidad.

Dedico!!!

AGRADECIMENTOS

A Dios, por su infinito amor, sabiduría e inteligencia que me concedió para alcanzar este objetivo en mi vida.

A mis queridos y amados padres Adriana Salazar y Jairo Urbina por su amor, cariño, paciencia y apoyo incondicional (los Amo).

A mi tío, padre y amigo Miguel Urbina. Por sus consejos, palabras de fuerza, ánimo y cariño desde la distancia. Siempre presente desde la Vega Cundinamarca papa!!!.

A toda mi familia que ha estado conmigo, apoyándome en todas las circunstancias para correr atrás de mis metas, objetivos, deseos y sueños.

A la Universidad del Magdalena por brindarme el conocimiento base y ser puente para estar aquí en Brasil. En especial al Ingeniero Lino de Jesus Torregroza Monsalve por su valiosa ayuda.

A la 5ª mejor del mundo, a la gloriosa Escuela Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ). Por tener el honor de adquirir conocimiento junto a los mejores.

A mi orientador, el profesor Doctor José Alexandre Melo Demattê, por el conocimiento y las habilidades adquiridas y sobre todo por brindarme la oportunidad de desarrollar mi proyecto de maestría en el mejor laboratorio de Sensoriamento Remoto (Teledetección) aplicado a suelos de Brasil.

Al investigador Doctor Luiz Eduardo Vicente por su colaboración y orientación en este trabajo.

Al profesor Doctor Carlos Eduardo Pellegrino Cerri por ayudarme en el análisis de carbono orgánico de mis muestras de suelo, y por los conocimientos transmitidos en sala de clases.

Al profesor Doctor Antonio Carlos de Azevedo por su amistad, por permitirme hacer parte del grupo “solo na escola” en donde aprendí de forma didáctica algunos conceptos en el área de suelos. y por los conocimientos transmitidos en sala de clases.

Agradezco al Consejo Nacional de Desarrollo Científico y Tecnológico (CNPq) por el apoyo y la beca que recibí durante los dos años de maestría, referente al proceso número 162964/2017-0.

Al grupo de investigación en Geo tecnologías de ciencias del suelo (GeoCis) por el apoyo e intercambio de conocimientos a lo largo de este tiempo. Agradezco especialmente a Clécia Cristina Barbosa Guimarães por su fiel amistad, disposición, hermandad e incondicional apoyo en el desarrollo de este trabajo. Agradezco a Ariane Francine da Silveira Paiva por su compañerismo y alegría. A Felipe Alcântara de Oliveira Mello por la fuerza, ayuda y amistad. Agradezco a José Lucas Safanelli, André Carnielletto Dotto, Arnaldo Sousa Barros, Raul Poppiel, Rodnei Rizzo, Natasha Valadares, Nélida Quiñonez y Wanderson de Sousa Mendes por las experiencias y el conocimiento compartido. Agradezco a Maria Eduarda Resende, Daniela Simioni y Manuela Padilha por la preparación y lectura de las muestras en el sensor.

Al Departamento de Ciencias del Suelo, en especial a los secretarios Sueli y Paulo por el apoyo y su siempre saludo fraternal “Bom dia”; a los técnicos Ednéia y Luiz Silva; a Celia y Val por sus buenos cafés y risas en horas difíciles después del almuerzo; y a Dorival Grisotto, el mejor conductor (motorista) de toda la ESALQ, por su amistad e importante ayuda durante los 2 meses de salidas de campo.

Al servicio de posgraduación, en especial al señor Alexandre Santos, por su amistad desde mi intercambio en el 2015.

A mis amigos compatriotas Alex Velasquez y Andres Trujillo, por compartir buenos momentos en los últimos tres años. Y a todos los amigos Colombianos que un día estuvieron en Piracicaba cumpliendo sus metas.

Agradezco a mi amiga Veridiana Sayão por estar siempre presente con una sonrisa y dispuesta a ayudar. Por sus clases de inglés, excelente profesora.

Agradezco a Reginaldo Hilário y Andreia por su hospitalidad y amabilidad durante el tiempo que estuve en su casa.

A la alianza bíblica universitaria de Brasil (ABU) por mostrarme como estar más cerca de Dios. Agradezco especialmente a Nathalia Cavichioli, Fernando Henrique y a Monica Tamura.

A mis primeras amigas en Brasil Bárbara Dias Araújo y Luisa Vilaça por su bella amistad.

Por último, agradezco a Brasil, a todos los amigos que hice en este país maravilloso, y a todos aquellos que de alguna forma u otra contribuyeron en mi vida para llegar hasta aquí.

Mis sinceros agradecimientos para todos ustedes.

“Jesus está vivo e ainda fala conosco. Abra seus olhos, seus ouvidos e seu coração para ele a fim de desfrutar de uma comunhão inigualável.”

Ana Paula Valadão Bessa

SUMÁRIO

RESUMO.....	8
ABSTRACT	9
LISTA DE FIGURAS	9
LISTA DE TABELAS	11
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	12
1. INTRODUÇÃO.....	15
2. MATERIAIS E MÉTODOS.....	19
2.1. Área de estudo	19
2.2. Sensor Landsat, máscara de solo exposto e amostragem de solo	19
2.3. Sensor Aster, dados de emissividade superficial	22
2.4. Coleta e análise de amostras.....	23
2.5. Análises de reflectância e emissividade em laboratório e avaliação espectral qualitativa	23
2.6. Estratégias para quantificação dos atributos do solo	25
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
3.1. Análise descritiva dos atributos do solo da região	27
3.2. Infravermelho Médio (MIR) e região do Termal (TIR)	29
3.3. Textura do solo por análise de componentes principais (ACP).....	32
3.4. Dados e padrões de curvas de emissividade na área de estudo.....	33
3.5. Comportamento da emissividade em função dos atributos do solo	35
3.6. Modelos de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR)	38
4. CONCLUSÕES	43
REFERÊNCIAS	44

RESUMO

Emissividade dos atributos do solo via sensores terrestres e de satélite

A textura e o conteúdo do carbono orgânico (CO) influenciam na resposta espectral dos solos. O estudo desses atributos é de grande importância para a preservação e o manejo adequado da terra na busca de uma agricultura sustentável. O uso de sensores de laboratório e satélites tem se mostrado como uma ferramenta no auxílio para o estudo destes, porém a análise dos atributos do solo com esses sensores tem focado principalmente nas regiões do espectro eletromagnético do visível (Vis), infravermelho próximo (NIR) e infravermelho de ondas curtas (SWIR), com poucos estudos no infravermelho médio (MIR). O objetivo deste trabalho foi identificar o padrão espectral do solo com diferentes granulometrias (areia e argila) e teores de CO utilizando sensores de laboratório e satélite na região do MIR, especificamente na faixa do infravermelho termal (TIR). O estudo teve uma avaliação qualitativa e quantitativa da argila, CO e das frações de areia (fina e grossa). A área de estudo está localizada na região de Piracicaba, São Paulo, Brasil. Foram coletadas 150 amostras de solo a uma profundidade de 0-20 cm. A textura do solo foi determinada pelo método da pipeta e a porcentagem de CO via combustão seca. Dados espectrais em refletância e emissividade (ϵ) foram adquiridos com o sensor Fourier Transform Infrared (FT-IR) Alpha (Bruker optics Corporation). Uma imagem "ASTER_05" foi adquirida em 15 de julho de 2017 em valores de ϵ . As amostras foram separadas por classes texturais e o comportamento espectral no TIR foi descrito. Os dados obtidos pelo sensor de laboratório foram reamostrados para as bandas do sensor de satélite. O comportamento entre os espectros de ambos sensores foi semelhante e teve correlação significativa com os atributos estudados, principalmente para areia. Para os modelos de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR), foram utilizadas seis estratégias (MIR, MIR_ASTER, ASTER, Termal, Termal IDC e MIR IDC) que consistiram no uso de todas as bandas de sensores, ou pela seleção das mesmas que apresentaram as correlações mais significativas com cada um dos atributos. Os modelos apresentaram um bom desempenho na predição de todos os atributos usando o MIR inteiro. No TIR, o modelo para areia total e para as frações fina e grossa foi bom. No caso dos modelos criados com os dados do sensor ASTER, não foram tão promissores quanto os de laboratório. O uso de bandas específicas ajudou a estimar alguns atributos no MIR e no TIR, aumentando o desempenho preditivo melhorando a validação dos modelos. Portanto, a discriminação dos atributos do solo com sensores de satélite pode ser melhorada com a identificação de bandas específicas, como observado nos resultados com sensores de laboratório.

Palavras-chave: Infravermelho termal (TIR); Análises de imagem de satélite; Sensor ASTER; Atributos do solo; Textura do solo; Tamanho da partícula; Comportamento espectral

ABSTRACT

Emissivity of soil attributes via terrestrial and satellite sensors

Soil texture and organic carbon (OC) content influence its spectral response. The study of these attributes is relevant for the preservation and proper management of land in pursuit of a sustainable agriculture. Laboratory and satellite sensors have been applied as a useful tool for studying soil attributes, but their analysis with these sensors has mainly focused on the visible (Vis), near infrared (NIR) and shortwave infrared (SWIR) regions of the electromagnetic spectrum, with few studies in the Medium Infrared (MIR). The objective of this study was to identify the spectral pattern of soils with different granulometry (sand and clay) and OC content using laboratory and satellite sensors in the MIR region, specifically in the Thermal Infrared (TIR) range. This study had qualitative and quantitative analyses of clay, OC and sand fractions (fine and coarse). The study area is located in the region of Piracicaba, São Paulo, Brazil. 150 soil samples were collected at a depth of 0-20 cm. Soil texture was determined by the pipette method and the percentage of OC via dry combustion. Reflectance and emissivity (ϵ) spectral data were obtained with the Fourier Transform Infrared (FT-IR) Alpha sensor (Bruker Optics Corporation). An image "ASTER_05" from July 15, 2017 was acquired with values of ϵ . Samples were separated by textural classes and the spectral behavior in the TIR region was described. The data obtained by the laboratory sensor were resampled to the satellite sensor bands. The behavior between spectra of both sensors was similar and had significant correlation with the studied attributes, mainly sand. For the partial least squares regression (PLSR) models, six strategies were used (MIR, MIR_ ASTER, ASTER, Thermal, Thermal IDC and MIR IDC), which consisted in the use of all sensors bands, or by the selection of bands that presented the most significant correlations with each one of the attributes. Models presented a good performance in the prediction of all attributes using the whole MIR. In the TIR, models for total sand content and for fine and coarse fractions were good. In the case of models created with ASTER sensor data, they were not as promising as those with laboratory data. The use of specific bands was useful in estimating some attributes in the MIR and TIR, improving the predictive performance and validation of models. Therefore, the discrimination of soil attributes with satellite sensors can be improved with the identification of specific bands, as observed in the results with laboratory sensors.

Keywords: Thermal infrared (TIR); Satellite image analyses; Soil emissivity; Soil attributes; Soil texture; Grain size; Spectral behavior

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fluxograma da Metodologia. a) Área de estudo no estado de São Paulo, b) Máscara de solo exposto (MSE) e locais de amostragem de diferentes tipos de textura, c) Preparação de amostras e obtenção de dados espectrais.	21
Figura 2. a) Triângulo textural das amostras (Embrapa, 2013), b) scores da análise de componentes principais e c) loadings de análise de componentes principais.	28
Figura 3. Grupos texturais no infravermelho médio (MIR). a) Regiões de absorção no MIR e matriz de correlação entre atributos do solo e valores de reflectância (5 % de significância), b) Região termal em reflectância e c) Região termal em emissividade e localização das bandas do sensor ASTER: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm), e B14 (10.950 – 11.650 nm).....	31
Figura 4. Bandas em nm escolhidas para a geração dos modelos de índices de correlação (Termal IDC e MIR IDC). a) bandas no infravermelho médio para o atributo areia, b) bandas no termal para o atributo areia, c) bandas no infravermelho médio para o atributo CO, d) bandas no termal para o atributo CO, e) bandas no infravermelho médio para o atributo argila e f) bandas no termal para o atributo argila.	32
Figura 5. a) Imagem de emissividade do sensor ASTER, b) Emissividade extraída da imagem da Figura 5a, e c) Emissividade obtida em laboratório, simulada para as bandas do sensor ASTER: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm), e B14 (10.950 – 11.650 nm).....	34
Figura 6. Medianas da emissividade das amostras classificadas pela sua textura, a) Dados do FT-IR, b) Dados das bandas do ASTER: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm), e B14 (10.950 – 11.650 nm).....	36
Figura 7. Subclassificação de dados de ε pelo teor de areia, argila e CO dentro dos grupos a) Arenoso, b) Argiloso, c) Médio Arenoso e d) Médio Argiloso.	38
Figura 8. Valores de areia total e areia fina medidos e preditos para o conjunto de validação das estratégias a) Termal para areia total, b) Termal IDC para areia total, c) MIR IDC para areia total, d) Termal para areia fina, e) Termal IDC para areia fina e f) MIR IDC para areia fina.	39

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Estatística descritiva dos atributos de solo por classe textural da região de Piracicaba, São Paulo, Brasil.....	27
Tabela 2. Correlação entre as bandas do sensor ASTER e atributos do solo.....	37
Tabela 3. Resultados de calibração e validação de modelos de regressão de mínimos quadrados parciais PLSR para a predição de atributos do solo: areia total, areia fina, areia grossa, CO, e argila.	41
Tabela 4. Resultados de calibração e validação de modelos de regressão de mínimos quadrados parciais PLSR com a normalização das bandas 12 e 13 para a predição de atributos do solo: areia total, areia fina, areia grossa, CO, e argila.	42

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACP	Análise de componentes principais
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
CV	Coeficiente de variação
COS	Carbono orgânico do solo
CO	Carbono Orgânico
DP	Desvio padrão
ϵ	Emissividade
EDS	Earth Data Search
EROS	Earth Resource Observation and Science Center
ESPA	Science Processing Architecture
FT-IR	Fourier Transform Infrared
MIR	Infravermelho médio
MIR IDC	Índices de correlação MIR
MSE	Máscara de solo exposto
nm	Nanômetro
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NBR2	Normalized Burn Ratio 2
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Infravermelho próximo
OLI	Operational Land Imager
r	Coeficiente de correlação
R	Reflectância
R^2	Coeficiente de determinação

RMSE	Raiz do erro quadrático médio
RPIQ	Razão de desempenho para intervalo interquartil
SWIR	Infravermelho de ondas curtas
TERMAL IDC	Índices de correlação termal
TIR	Infravermelho termal
USGS	United States Geological Survey
VIS	Visível

1. INTRODUÇÃO

O aumento da demanda por alimentos, fibras e energia ocasionado pelo rápido crescimento populacional resultou na expansão agrícola global (Foley et al., 2005). Nesse sentido, a exploração de recursos naturais, especialmente do solo, aumentou, com poucos mecanismos de monitoramento. No entanto, a qualidade do solo é um componente crítico e importante na agricultura sustentável (Zalidis et al., 2002; Brussaard et al., 2007).

De acordo com (Altieri, 2018), a agricultura sustentável é conceituada como um modo agrícola que tenta fornecer rendimentos sustentados a longo prazo através do uso de tecnologias, onde a estabilidade ecológica e a sustentabilidade dos recursos são de importância vital. Portanto, a qualidade do solo desempenha um papel importante na sustentabilidade agrícola. E a fertilidade e qualidade do solo são importantes como variáveis de apoio em serviços ecossistêmicos obtidos particularmente de áreas agrícolas (Zhang et al., 2007)

Doran e Parkin (1994) foram os primeiros a propor indicadores de qualidade do solo, incluindo textura, profundidade, infiltração de água no solo, conteúdo de água e teor de carbono e nitrogênio. O carbono orgânico (CO) influencia na capacidade tampão do pH, cor, absorção de calor, armazenamento de nutrientes e água, além de melhorar a estrutura e estabilidade dos agregados do solo (Hartemink et al., 2014). De acordo com (Telles et al., 2004), os estoques de carbono são geralmente maiores em solos com maior teor de argila, já que a quantidade de argila é reconhecida como um mecanismo para armazenar matéria orgânica em escalas de tempo prolongadas.

A granulometria, expressa pela textura é um dos atributos físicos mais importantes do solo, pois tem a capacidade de influenciar nas propriedades químicas e físicas, como a umidade do solo e a temperatura (Saxton et al., 1986; Lloyd e Taylor, 1994). Assim, o estudo quantitativo desses atributos é imprescindível para a avaliação da qualidade do solo.

Os métodos atuais de quantificação de atributos do solo são caros, levam muito tempo para obter resultados e geram resíduos danosos ao meio ambiente (Nocita et al., 2015). Neste contexto, são demandadas ferramentas que possibilitem a determinação dos atributos de forma rápida e não onerosa. Uma alternativa afim de facilitar a quantificação de atributos do solo é a espectrorradiometria, a qual fornece, ao longo das regiões do espectro

eletromagnético do visível ao infravermelho, grande quantidade de informação de forma rápida.

A espectrorradiometria utiliza métodos não destrutivos e livres de qualquer reagente químico (Brown et al., 2006). Segundo Sousa Junior et al. (2011), na estimativa de atributos químicos e físicos do solo, o uso de sensores terrestres e de satélite gera resultados promissores na predição de argila e areia. Há uma ampla diferença no tempo total para a obtenção de resultados e a um custo aproximadamente de 50% mais econômico do que os métodos químicos tradicionais de análises.

Nos últimos 40 anos o infravermelho próximo (NIR) e o infravermelho médio (MIR) têm mostrado grande desenvolvimento na agricultura. Os trabalhos iniciais com essas regiões espectrais foram desenvolvidos a partir de análises da composição de cereais, frutas, verduras e carne (Bellon-Maurel e McBratney, 2011).

O crescente interesse na identificação da melhor região do espectro eletromagnético para a predição e quantificação dos diferentes atributos do solo, tem aumentado o número de trabalhos. Viscarra Rossel et al. (2006), Peng et al. (2014) e Clairotte et al. (2016) calibraram separadamente o espectro do visível (400 - 700 nm), NIR (700 - 2.500 nm), MIR (2.500 - 25.000 nm) e juntaram todas as regiões do espectro para predizer alguns atributos como a textura e o carbono orgânico (CO). Os referidos autores, obtiveram, na maioria resultados com uma boa acurácia, com valores de $R^2 = 0,7$, aproximadamente. Por outro lado, a predição de argila, areia e carbono apresentaram os melhores resultados na região do MIR, $R^2 = 0,67/ 0,74/ 0,73$ respectivamente.

Dessa forma, o uso de dados espectrais terrestres e de satélite é importante para reduzir o tempo, custos e o impacto negativo que a maioria dos reagentes gera no meio ambiente em análises tradicionais. Trabalhos sobre o uso da terra têm sido feitos com dados de satélite Carlson e Traci Arthur (2000), Weng (2002) e Saadat et al. (2011). Mas pesquisas no estado de São Paulo, um dos polos na agricultura no Brasil, relacionadas à determinação de atributos do solo a partir de sensores, são raras e necessárias.

Pesquisas no levantamento de atributos do solo (areia, argila e CO) com dados de sensoriamento remoto no MIR, explorando a faixa do infravermelho termal (TIR), têm sido pouco aprofundadas apresentando potencial no mapeamento de textura de solos principalmente arenosos (Eisele et al., 2012).

Neste aspecto, o TIR abrange a faixa espectral de 8.000 a 14.000 nm (dentro da faixa do MIR). Nessa região todo corpo com uma temperatura acima do zero absoluto emite radiação eletromagnética infravermelha térmica (Jensen, 2014). E a razão entre a energia emitida por um material natural e a de um corpo negro ideal com a mesma temperatura é conhecido como emissividade (ϵ). A ϵ natural da terra está diretamente relacionada com a composição do solo, teor de umidade, estrutura do solo, cobertura vegetal e matéria orgânica do solo (Salisbury e D'Aria, 1992; Van de Griend e Owe, 1993).

O estudo da ϵ do solo começou com a geologia (Kruse, 2002). Segundo esse autor, o referido interesse inicial deveu-se aos minerais do grupo dos silicatos, que apresentam feições de ϵ no TIR, permitindo sua identificação. Algumas pesquisas recentes revelaram o potencial desta região para a determinação do teor de areia em áreas degradadas e textura do solo (Sawut et al., 2014; Eisele et al., 2015; Wang et al., 2015; Müller et al., 2016). No entanto, há poucos relatos de quantificação de atributos com dados de ϵ , principalmente com dados de satélite, que mostrem valores e feições da ϵ de objetos presentes em áreas agrícolas tropicais (Vicente e Filho, 2010).

O sensor Aster (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) possui três sensores diferentes cobrindo as faixas espectrais do visível (VIS), NIR e infravermelho de ondas curtas (SWIR). Ele apresenta cinco bandas: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm) e B14 (10.950 – 11.650 nm) no TIR, tornando-o mais indicado para trabalhos de quantificação de atributos do solo. Sua resposta é mais significativa do que outros sensores como por exemplo, o Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) que dispõe apenas de duas bandas nessa região.

Dessa forma, o sensor ASTER mostra-se importante na avaliação de atributos do solo. De fato, não se tem notícia de trabalhos que avaliem o comportamento do espectro na região do TIR tanto em laboratório quanto via satélite, variando a textura do solo. Ben-Dor e Banin (1995), Janik et al. (1998), Viscarra Rossel et al. (2006) e Sayão e Demattê (2018) avaliaram matematicamente, através de modelos de predição, as relações entre os atributos e a energia detectada por sensores, mas poucos vêem o comportamento da forma das curvas espectrais, quando via satélite no TIR.

Por outro lado, na faixa do MIR, vários trabalhos avaliam a identificação de atributos do solo. Entretanto, também não houve análise qualitativa das curvas espectrais,

como o trabalho realizado por Stoner e Baumgardner, (1981), onde os referidos autores identificaram cinco tipos de curvas de reflectância do solo de acordo com seu comportamento. Assim, há espaço importante na caracterização das curvas espectais nestas faixas.

Desta forma, o objetivo do trabalho foi (1) identificar o padrão espectral do solo com diferentes granulometrias (expressas pela textura) e teores de CO utilizando sensores de laboratório e satélite na região do MIR, especificamente na faixa do TIR, e (2) construir modelos de predição para areia total, areia fina, areia grossa, argila e carbono orgânico usando toda a região do MIR e selecionando bandas específicas para cada atributo. Espera-se que (1) os atributos sejam detectáveis via sensores de laboratório e satélite que operam na região do MIR e (2) o comportamento das curvas espectrais mude devido a variação dos teores dos atributos nas amostras de terra.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

A área de estudo está localizada na região de Piracicaba, São Paulo, Brasil. A área compreende os municípios de Charquedá, Piracicaba, Rio das Pedras, Saltinho, Mombuca, Tietê e Rafard, todos pertencentes a Bacia do rio Tietê (Figura 1a). A classificação climática é do tipo Cwa (Köppen), característica de locais com invernos secos e verões chuvosos. Com temperaturas médias anuais em torno de 23°C nos meses mais quentes e de 17°C nos meses mais frios (Ranzani, 1996).

A ocupação do uso do solo é centrada na cana de açúcar, pastagem, área urbana, floresta remanescente, água, áreas em regeneração, e áreas de preservação permanente (Barreto et al., 2006). Em 2016, a área cultivada por cana de açúcar e milho foi de 49.000 e 1.720 hectares, respectivamente (IBGE, 2017).

Piracicaba pode ser considerada uma região privilegiada em relação a suas classes de solos. Segundo Rossi (2017) a área de estudo possui uma variedade de classe de solos sendo as principais: Argissolo vermelho (PV), Argissolo vermelho amarelo (PVA), Latossolo vermelho (LV), Latossolo vermelho amarelo (LVA), Neossolos fluviáticos (RY) e quartzarênicos (RQ) (Figura 1a).

2.2. Sensor Landsat, máscara de solo exposto e amostragem de solo

Uma imagem do satélite Landsat OLI nível 2 do dia 17 de julho de 2017 foi obtida do EROS (Earth Resource Observation and Science Center) na interface de pedido ESPA (Science Processing Architecture) (<https://espa.cr.usgs.gov>) da USGS (United States Geological Survey). A data foi escolhida devido a quantidade de solo exposto na área de estudo. Segundo (Schultz et al., 2016), o calendário agrícola da colheita de cana de açúcar, para algumas regiões de São Paulo, ocorre entre os meses de julho e outubro.

A cena foi escolhida sem cobertura de nuvens. Os dados foram adquiridos em bandas de reflectância corrigidas atmosféricamente (Schmidt et al., 2013). As bandas de superfície de reflectância (SR) são correspondentes a região do VIS-NIR-SWIR: B2 (450-510

nm), B3 (530-590 nm), B4 (640-670 nm), B5 (850-880 nm), B6 (1570-1650 nm) e B7 (2110-2290 nm).

Figura 1. Fluxograma da Metodologia. a) Área de estudo no estado de São Paulo, b) Máscara de solo exposto (MSE) e locais de amostragem de diferentes tipos de textura, c) Preparação de amostras e obtenção de dados espectrais.

A máscara de solo exposto (MSE) foi criada com o propósito de eliminar todos alvos diferentes do solo, como água, vegetação, e resíduos de culturas (palha) (Demattê et al., 2018). Obteve-se o melhor ajuste do NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e do NBR2 (Normalized Burn Ratio 2), pois sua combinação é importante para a discriminação de solo exposto e, conseqüentemente, para a geração da MSE (Demattê et al., 2018; Rogge et al., 2018) (Figura 1b).

A MSE apresentou diferentes tonalidades de cor magenta o que permitiu identificar visualmente as diferenças de solo (Figura 1b). De acordo com Demattê et al. (2018) a composição de bandas 5-4-3 contém variações espectrais características de solo, porque estão localizadas nas região do vermelho e infravermelho. Demattê et al. (2016, 2018) apontaram que áreas mais roxas, ou seja, mais escuras correspondem a solos com texturas mais argilosas, enquanto as menos escuras são características de solos com textura média e as mais claras indicam solos mais rasos, arenosos e com uma maior reflectância do que os outros.

A partir da MSE foram selecionados 150 pontos amostrais, definidos segundo a altitude e o tipo de solo, ou seja, foi observada a maior variação espectral da área de estudo e também a quantidade de solo exposto presente na imagem. A diferença de cor da MSE ajudou na seleção de locais com diferentes texturas do solo. A máscara foi fundamental na identificação de áreas com solo exposto difíceis de determinar com a imagem ASTER, pois devido à falta de bandas na região do visível desta, não foi possível fazer uma composição falsa ou de cor verdadeira que permitisse pelo menos destacar regiões do solo exposto.

2.3. Sensor Aster, dados de emissividade

O produto ASTER de Nível 2 “AST_05” do dia 15/07/2017 foi pedido na plataforma EDS (Earth Data Search) da NASA (National Aeronautics and Space Administration). A imagem foi obtida em valores de emissividade (Gillespie et al., 1998) com 90 metros de resolução espacial, e a correção atmosférica foi baseada no código MODTRAN (Palluconi et al., 1999).

Como o Aster apresenta uma menor resolução espectral em relação ao Landsat, espectros de palha da área de estudo e de alguns minerais comuns nos solos da região foram adquiridos em laboratório para a melhor avaliação do pixel da imagem. Foram

extraídos os valores de emissividade dos pontos amostrais utilizando a ferramenta “Extract multivalues to point” do ArcGis 10.3.

2.4. Coleta e análise de amostras

Em campo, as amostras foram coletadas na camada 0-20 cm com trado holandês entre os meses de novembro de 2017 e fevereiro de 2018. Foi feita a relação entre a textura nos locais de amostragem e a MSE (Figura 1b). Depois as amostras foram secas à temperatura ambiente por um período de aproximadamente 2 meses. Para a análise granulométrica foi usado o método da pipeta (Camargo et al., 2009). A matéria orgânica foi determinada pelo método de Walkley e Black, (1934). A porcentagem de CO foi calculada utilizando o fator de Van Bemmelen 1.724 (Figura 1c).

SILVA et al. (1999) apontam que o método de Walkley e Black adotado pelos laboratórios do Brasil subestima os teores de matéria orgânica do solo, principalmente em Latossolos. Outros estudos mostraram que o uso de métodos para determinação de carbono por via úmida apresentam erros maiores na precisão. Isso indica que métodos via combustão são mais exatos, econômicos, e com visão crítica ambiental por não usar reagentes ácidos e gerar resíduos altamente perigosos (Segnini et al., 2008; Eyherabide et al., 2014). Desta forma, fez-se a determinação do CO por combustão seca e esses dados foram correlacionados com os de Walkley e Black. Foram selecionadas 14 amostras com diferentes texturas contendo valores de CO determinados com Walkley e Black distribuídos entre os valores máximos e mínimos para análise via combustão seca. Foi utilizado o equipamento TruSpec CN (LECO, 2008) e a combustão foi feita a 950°C utilizando oxigênio de alta pureza (99.9%).

2.5. Análises de reflectância e emissividade em laboratório e avaliação espectral qualitativa

Para a obtenção dos dados de reflêctancia no MIR (2.500 a 16.600 nm), as amostras foram moídas e peneiradas a 0.149 mm e foi utilizado o espectroradiômetro Fourier Transform Infrared (FT-IR) Alpha (Bruker optics Corporation, Billerica, MA 01821, USA) equipado com o acessório (DRIFT) (Figura 1c). O sensor utiliza um laser de HeNe como fonte

de luz posicionada internamente, possui um divisor de feixe KBr que permite grande amplitude de radiação incidente sobre a amostra. Os espectros foram adquiridos com resolução espectral de 2 cm^{-1} com 32 leituras a cada segundo por espectro. O sensor foi calibrado a cada leitura utilizando uma placa de ouro.

Os sensores de satélite medem a emissão da terra em (emitância) no MIR, no entanto, o sensor de laboratório utilizado forneceu os valores em fator de refletância (Figura 1d). É importante ressaltar que no MIR a radiação eletromagnética absorvida é direcionada aos processos vibracionais das moléculas dos grupos funcionais dos elementos constituintes do solo (Janik et al., 1998; Jensen, 2014). Ou seja, nessa região do espectro eletromagnético, os valores de absorção característicos da composição das amostras são estudados.

Na faixa do TIR as vibrações fundamentais (primárias) que ocorrem são mais fortes do que no resto do MIR (vibrações secundárias) (Figura 1d). Essas vibrações são causadas principalmente pelo estiramento do Si-O, que é caracterizado pelo intenso contraste espectral nas bandas de Reststrahlen (Salisbury e D'Aria, 1992). Nesta mesma região, devido ao alto coeficiente de absorção das amostras e as fortes vibrações a refletância é maior (Salisbury et al., 1988) (Figura 1d). Assim na região do TIR obtida em laboratório a ϵ foi determinada através da lei de Kirchhoff's (Salisbury et al., 1994), $\epsilon = (1 - R)$, onde ϵ é emissividade e R refletância dada pelo sensor em porcentagem.

Os espectros foram separados em grupos de acordo com as classes texturais dos solos (arenoso, médio arenoso, médio argiloso, e argiloso) (Santos et al., 2013). Para a análise qualitativa, foi considerada toda a região do MIR, e a simulação das bandas do sensor ASTER, foi calculada com a ferramenta “filtros de convolução” do ENVI (Environment for Visualizing Images). Esta reamostragem permitiu a comparação entre dados do sensor de laboratório e dados do satélite para avaliação da qualidade da imagem ASTER.

A análise de componentes principais (ACP) (Naes et al., 2002). Foi utilizada para avaliar o comportamento das amostras quanto a textura e correlacionou-se com a resposta espectral dos dados de granulometria e CO.

2.6. Estratégias para quantificação dos atributos do solo

Uma série de estratégias foi aplicada para testar e avaliar o melhor modelo para a quantificação dos atributos do solo, utilizando regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR).

- **MIR:** O método aplicado consistiu em medidas de reflectância obtidas a partir do sensor FT-IR para todas as amostras. Neste experimento a região de 2.500 a 16.000 nm foi considerada, com um total de 3.334 bandas.
- **MIR_ASTER:** Foram simuladas as 5 bandas do TIR do sensor ASTER com dados do FT-IR. A reamostragem é equivalente a utilizar os dados do sensor de satélite corrigidos atmosféricamente, ou seja, sem efeitos de absorção ou espalhamento da atmosfera.
- **ASTER:** Os valores de ϵ foram extraídos das 5 imagens do produto AST_05 correspondentes às bandas do TIR.
- **Termal:** Foram utilizados os valores de ϵ adquiridos com o sensor de laboratório, para toda a região do TIR, com um total de 528 bandas.
- **Índices de correlação termal (Termal IDC):** A partir da análise de correlação de toda a região do termal e os atributos do solo, foram escolhidas as bandas com as correlações mais altas.
- **Índices de correlação MIR (MIR IDC):** Foram utilizados os canais de toda a região do MIR que apresentaram maior correlação com os atributos de solos.

2.6.1. Regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR)

O PLSR é uma técnica com capacidade para lidar com dados que contém um grande número de variáveis preditoras e que podem ter uma alta colinearidade (Viscarra Rossel et al., 2006; Viscarra Rossel, 2007; Stenberg et al., 2010).

Os modelos foram desenvolvidos no software The Unscrambler 9.7 (CAMO Inc, Norway), calibrados com o 70% da densidade amostral e validados com os 30% restantes. Sua qualidade foi avaliada pelo coeficiente de determinação (R^2) (Equação 1), raiz do erro

quadrático médio (RMSE) (Equação 2), e a razão de desempenho para intervalo interquartil (RPIQ) (Bellon-Maurel et al., 2010) (Equação 3),

$$R^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 / \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2} \quad (2)$$

$$RPIQ = IQ / RMSE \quad (3)$$

Sendo " $\hat{Y}$ " é o valor predito, " Y " é o valor observado, " $\bar{Y}$ " é a média dos valores observados, " n " é o numero de amostras (i variando até n), e "IQ" é a diferença entre o quartil do valor abaixo do 75% das amostras e o quartil do valor abaixo do 25% das amostras.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Análise descritiva dos atributos do solo da região

Devido à alta diversidade de classes de solos presentes na região, os atributos do solo têm grande variação na área de estudo, principalmente em suas características texturais (Tabela 1). No entanto, prevalece a textura arenosa evidenciada pelas médias das porcentagens de areia, silte e argila.

Tabela 1. Estatística descritiva dos atributos de solo por classe textural da região de Piracicaba, São Paulo, Brasil.

Parâmetros	Mínimo	Média	Mediana	Máximo	Desvio padrão (DP)	Coeficiente de variação (CV)
%						
Arenoso n=60						
Areia total	22.9	76.25	80.7	94.2	13.75	18.04
Areia fina	18.2	47.33	48.3	79	13.74	29.04
Areia grossa	2.4	28.93	28.9	72.3	16.63	57.49
Argila	3.3	9.43	9.1	14.4	3.03	32.1
Silte	0.8	14.31	8.8	65.5	12.81	89.58
Carbono ^a	0.35	0.7	0.63	1.38	0.22	32.22
Argiloso n=44						
Areia total	8.1	28.32	27.4	59.6	9.78	34.55
Areia fina	4.8	17.99	16.9	37.6	7.09	39.43
Areia grossa	0.9	10.34	9.4	22	4.31	41.78
Argila	35.2	43.34	42.8	59.2	6.23	14.39
Silte	4.7	28.34	27.6	53.2	11.21	39.58
Carbono ^a	0.57	1.26	1.32	1.86	0.3	23.68
Médio arenoso n=28						
Areia total	31.2	53.66	47.95	81.4	16.52	30.78
Areia fina	19.2	33.76	32.1	56	9.65	28.59
Areia grossa	5.4	19.9	16.05	48.8	11.84	59.53
Argila	15	19.35	19.05	24.5	2.99	15.44
Silte	3.6	26.99	32.8	51.1	15.25	56.51
Carbono ^a	0.33	0.95	0.96	1.72	0.33	35.35
Médio argiloso n=18						
Areia total	21.1	39.52	35.1	60.7	13.3	33.66
Areia fina	8.1	21.81	20.35	38	10.06	46.16
Areia grossa	4.9	17.71	18.85	36.6	7.43	41.96
Argila	25	30.67	32.1	34.6	3.25	10.61
Silte	12.9	29.81	30.8	46.9	11.69	39.22
Carbono ^a	0.51	1.01	0.91	1.63	0.32	31.91

^a Carbono orgânico

No triângulo textural também é possível observar que a distribuição dos pontos cobre a maioria das classes, no entanto, existem poucas amostras muito argilosas e siltosas (Figura 2a). Uma nuvem de amostras foi agrupada entre os grupos de muito, médio arenoso, e outra foi observada no grupo argiloso, o que corresponde a características granulométricas de solos quartzosos como os Neossolos, Argissolos Vermelho, e Argissolos Vermelho-Amarelo, correspondentes aos mapas pedológicos descritos por (Rossi, 2017).

Em relação ao CO, os solos amostrados apresentaram um conteúdo relativamente baixo com o menor coeficiente de variação (CV) na classe de textura argiloso, indicando sua menor heterogeneidade (Tabela 1). O modelo de carbono construído com dados do equipamento LECO apresentou correlação com dados de combustão úmida de 0,95 na calibração e de 0,85 na validação indicando similaridade entre os métodos de determinação.

Figura 2. a) Triângulo textural das amostras (Embrapa, 2013), b) scores da análise de componentes principais e c) loadings de análise de componentes principais.

(SILVA et al., 1999) relatam problemas de subestimação dos valores de CO medidos pelo método Walkley e Black, comparados com os obtidos pelo método de análise elementar. Esses autores justificam esse fato devido a problemas operacionais nas análises do procedimento de Walkley e Black relacionadas ao ajuste de reagentes segundo a variação de solos com altos ou baixos teores de carbono no caso solos minerais. No entanto, para as amostras avaliadas esse problema não foi encontrado, certamente devido aos baixos conteúdos e variações de CO (Tabela 1).

3.2. Infravermelho Médio (MIR) e região do Termal (TIR)

As diferentes texturas do solo resultaram em comportamentos espectrais distintos na região do MIR. Os grupos texturais apresentaram diferenças entre os espectros ao longo do MIR (Figura 3). Os grupos texturais avaliados no estudo (arenoso, médio arenoso, médio argiloso e argiloso) apresentaram comportamento semelhante nas faixas de absorção correspondentes ao grupo O-H dos minerais de argila (Figura 3a). Porém, o grupo argiloso apresentou um deslocamento próximo a 2.705 nm devido a presença de caulinita (Madejova, 2003). As concentrações de areia total, areia fina, areia grossa, CO e argila apresentaram correlações médias positivas e negativas (r : 0,62; 0,33; 0,67; -0,48 e -0,68) respectivamente (Figura 3a).

As fortes vibrações de estiramento do grupo O-H formam uma faixa larga de água próxima a 2.941 nm estendendo-se aproximadamente até 3.124 nm, devido a pequenas quantidades de água líquida em inclusões fluidas (Salisbury et al., 1987a). Essa região apresentou correlação positiva no teor de areia, com maior intensidade na fração de areia grossa (r médio: 0,76) (Figura 3a). O grupo arenoso tem uma absorção intensa em 2.884 nm. Nesta banda, segundo Salisbury et al. (1987b), estão presentes características agudas de quartzo, sobrepostas na faixa de água, essas características são observadas com maiores detalhes em tamanhos de partículas maiores.

Embora o teor de CO das amostras analisadas não tenha sido alto, sua presença foi observada em 3.429 e 3.508 nm (Figura 3a). Estas absorções são típicas em modos de estiramento de grupos alquil-CH₂ comuns em matéria orgânica (Janik et al., 2007). Em relação a essas bandas de absorção, o teor de CO apresentou correlação negativa de -0,58 e -0,59 respectivamente. O grupo argiloso também apresentou correlação negativa (r : -0,69 e -

0,69) nos mesmos comprimentos de onda, mostrando forte associação com o teor de CO desse grupo.

As bandas da região espectral compreendidas entre 5.000 e 6.670 nm podem ser ambíguas, pois pode haver sobreposição de componentes orgânicos, como carboxilato, amida e outros com ligações de CH, C, O e CO e os minerais comuns de silicato de quartzo e caulinita (Stuart, 2004; McDowell et al., 2012). Nessa faixa, os coeficientes de correlação variaram de acordo com o atributo do solo estudado (Figura 3a). Salisbury et al. (1988) encontrou nessa região a dominância de algumas bandas fundamentais de alongamento de Si-O presentes no quartzo, notando que elas se tornaram mais agudas, algumas dessas absorções são próximas a 5.000, 5.400, 5.550, 5.570 e 6.540 nm. A feição espectral do grupo arenoso tem a menor reflectância em comparação com as outras três curvas (argiloso, médio argiloso e médio arenoso) devido às bandas de absorção do quartzo (Figura 3a).

Na região do termal (8.000 - 14.000 nm) ocorre um processo de espalhamento de superfície, ou seja, a reflectância dos minerais do solo é refletida sem penetração (Salisbury et al., 1987b). Nesta região os valores máximos de reflectância indicam valores mínimos de ϵ , e vice-versa (Figura 3c). De 8.000 a 9.500 nm há uma forte vibração assimétrica do Si-O-Si presente no quartzo, com a formação de dois picos típicos do mineral. O grupo arenoso apresentou os picos com maior reflectância e o grupo argiloso os de menor reflectância.

O segundo pico formado pelo quartzo, no grupo argiloso, não é tão pronunciado quanto o primeiro e os picos dos demais grupos texturais. Isso se deve à sua maior mistura espectral, ou seja, quanto menor é a mistura de minerais que atuam como um filtro nas bandas de Restrahlén do quartzo, maior é o contraste espectral nesse comprimento de onda (Thomson e Salisbury, 1993) (Figura 3b e 3c). Os coeficientes de correlação na região TIR para os teores de areia total, fina e grossa apresentaram r médio: 0,67; 0,44 e 0,61 respectivamente. No caso do CO e argila as correlações foram de -0,44 e -0,68 respectivamente. Estes resultados demonstram a importância da areia nesta região e a influência dos argilominerais na resposta espectral do quartzo.

A análise do comportamento espectral de toda a região do infravermelho médio, incluindo a região do termal, permitiu determinar quais regiões eram mais significativas na construção de modelos de quantificação (Figura 4).

Figura 3. Grupos texturais no infravermelho médio (MIR). a) Regiões de absorção no MIR e matriz de correlação entre atributos do solo e valores de reflectância (5 % de significância), b) Região termal em reflectância e c) Região termal em emissividade e localização das bandas do sensor ASTER: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm), e B14 (10.950 – 11.650 nm).

Figura 4. Bandas em nm escolhidas para a geração dos modelos de índices de correlação (Termal IDC e MIR IDC). a) bandas no infravermelho médio para o atributo areia, b) bandas no termal para o atributo areia, c) bandas no infravermelho médio para o atributo CO, d) bandas no termal para o atributo CO, e) bandas no infravermelho médio para o atributo argila e f) bandas no termal para o atributo argila.

3.3. Textura do solo por análise de componentes principais (ACP)

A ACP foi feita com todo o conjunto de amostras utilizando a resposta espectral de 2.500 a 16.000 nm. Através da ACP é possível afirmar que a reflectância auxiliou na separação dos grupos texturais arenoso, argiloso e de textura média (Figura 2b). A separação desses grupos comprova a qualidade dos dados de reflectância na identificação das classes texturais. A componente principal 1 foi dominada provavelmente pela resposta de grupos

minerais como silicatos e a componente 2 pela resposta do quartzo muito presentes em solos arenosos (Figura 2b e 2c).

3.4. Dados e padrões de curvas de emissividade na área de estudo

A resolução espacial de 90 metros do sensor ASTER ocasionou mistura de dados espectrais de diferentes objetos em um mesmo pixel. No entanto, foi possível observar semelhanças entre o comportamento espectral fornecido pelo sensor de laboratório e de satélite. As áreas arenosas, destacadas na imagen ASTER em cor amarela, apresentaram valor de ϵ menor que as argilosas (Figura 5a).

De acordo com Mira et al. (2010) há um aumento na ϵ dos solos à medida que aumenta a umidade. Na faixa espectral de 8.000 a 9.000 nm, os solos com maior conteúdo de quartzo e tamanho de partícula apresentam emissividades baixas e reflectâncias máximas (Salisbury et al., 1988; Salisbury e D'Aria, 1992). Locais distintos ou com pouco conteúdo de areia foram observados no campo e apresentaram os maiores valores de ϵ com pouca variação na mesma (Figura 5a). Isso ocorreu porque em locais com presença de vegetação e solos mais argilosos, o nível de umidade é geralmente mais alto e sua perda é dada em menores proporções.

Como as imagens do sensor ASTER foram adquiridas apenas na região do infravermelho termal, a utilização dos dados simulados pelo sensor de laboratório foi essencial para a identificação de objetos na cena. Foi possível distinguir três padrões de curvas (solo, palha, e mistura de vegetação e minerais) que se repetiam na imagem em locais com características similares. Essas curvas obtidas na imagem foram semelhantes à do sensor de laboratório (Figura 5b e 5c). Estes resultados concordam com Salisbury e D'Aria, (1992), que afirmam que na região espectral mencionada amostras com muito quartzo apresentam valores elevados de reflectância. O comportamento espectral do solo, considerando as bandas 10 e 11, apresentou reflectância elevada e ϵ baixa (Figura 5b e 5c).

Figura 5. a) Imagem de emissividade do sensor ASTER, b) Emissividade extraída da imagem da Figura 5a, e c) Emissividade obtida em laboratório, simulada para as bandas do sensor ASTER: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm), e B14 (10.950 – 11.650 nm).

A palha de cana em seu espectro mostrou o menor valor de ϵ entre as bandas 13 e 14 (Figura 5b e 5c). De acordo com Elvidge (1988) e Ullah et al. (2012) plantas secas ou em processo de senescência possuem características espectrais de celulose na região do TIR entre 10.000 e 13.000 nm (informações contidas nas bandas 13 e 14 do sensor ASTER) e uma

região de menor reflectância entre 8.500 e 9.000 nm (informações contidas nas bandas 11 e 12 do sensor ASTER). Como a ϵ e a reflectância apresentaram comportamentos inversos, os resultados obtidos estão de acordo com os encontrados por esses autores. Observando a curva extraída do sensor de satélite, observa-se um elevamento na banda 14 o que pode ser explicado pela mistura espectral de objetos devido ao tamanho do pixel (Figura 5b).

Um último padrão de curva com forma de "V" foi encontrado na imagem sendo um tipo de curva diferente do formato do solo e da palha. Sabendo da alta probabilidade da mistura espectral na imagem, verificou-se que combinando os valores de ϵ do solo, vegetação e alguns minerais (quartzo, caulinita, calcita, wollastonita) comuns em solos, o formato da curva se assemelhava muito ao encontrado na imagem do satélite (Figura 5b e 5c).

3.5. Comportamento da emissividade em função dos atributos do solo

A assinatura espectral dos solos nas faixas do Vis-NIR-SWIR é determinada por seus atributos, tais como: teor de matéria orgânica, composição química, umidade e textura do solo (Ben-dor et al., 1999; Meneses e Madeira Netto, 2001). Da mesma forma que tais autores realizaram a análise nestas faixas, o mesmo foi realizado na faixa do TIR. Neste caso, o comportamento da ϵ foi analisado nas bandas do ASTER e identificado variando-se as classes texturais do solo (Figura 6).

Os maiores valores de emissividade foram obtidos no sensor de laboratório (Figura 6a). Segundo Salisbury e Eastes (1985), o tamanho da partícula influencia diretamente na intensidade da resposta espectral de uma amostra. Em partículas mais finas a reflectância é menor do que nas de maior diâmetro. Sendo a ϵ o inverso da reflectância, as partículas com menor diâmetro apresentaram maior ϵ (Figura 6a), concordando os citados autores.

A resposta do sensor de satélite acompanhou os resultados laboratoriais (Figura 6b). As amostras com maior teor de argila mostraram ϵ mais alta que aquelas com mais concentração de areia. Houve maior similaridade em respostas do sensor de laboratório e de satélite entre os grupos mais opostos (arenoso e argiloso) do que nos de textura média, o que significa que a sensibilidade do sensor de satélite para diferenciar texturas médias pode ser confusa. A região do termal apresenta informações que estão diretamente relacionadas

à mineralogia do quartzo (Salisbury e D’Aria, 1992). Como esse mineral está presente em maior concentração na fração areia, esse atributo apresentou correlação significativa com as bandas do sensor ASTER (Tabela 2). O CO obteve baixo valor de correlação.

As curvas espectrais das amostras mais argilosas mostraram uma queda entre as bandas 13 e 14, enquanto os grupos arenosos permaneceram quase como uma linha reta. A diferença de ϵ entre as bandas 12 e 13 permitiu diferenciar as classes texturais (Figura 6a). Além disso, foi observada uma diferença angular (θ) entre as classes texturais, formada pelas bandas 12, 13 e 14. O agrupamento mais arenoso apresentou a formação de um ângulo maior do que o agrupamento argiloso, mostrando uma sequência clara juntamente com as classes de textura média.

A ϵ das amostras com maior teor de areia foi menor entre as bandas 10 e 11, o que mostra a exposição do quartzo em um comprimento de onda muito curto (bandas de reststrahlen) mencionado por (Salisbury e Wald, 1992) (Figura 6a e 6b).

Figura 6. Medianas da emissividade das amostras classificadas pela sua textura, a) Dados do FT-IR, b) Dados das bandas do ASTER: B10 (8.125 – 8.475 nm), B11 (8.475 – 8.825 nm), B12 (8.925 – 9.275 nm), B13 (10.250 – 10.950 nm), e B14 (10.950 – 11.650 nm).

Em cada classe textural (arenoso, argiloso, médio arenoso e médio argiloso) foi feita uma subclassificação de acordo com o teor de areia total, areia fina, areia grossa, argila e CO, com o objetivo de avaliar o comportamento da ϵ (Figura 7). Os resultados revelam que o comportamento espectral não é determinado apenas pela textura, mas influenciado pelas variáveis em consideração. A subclassificação dos grupos texturais mostrou que as amostras com pouca areia (total, fina e grossa) e muita argila apresentaram os maiores valores de ϵ (Figura 7a, 7b, 7c e 7d), e as amostras com muita areia (total, fina e grossa) e pouca argila apresentaram os menores valores, em todas as classes.

Tabela 2. Correlação entre as bandas do sensor ASTER e atributos do solo

Laboratório^a	B10	B11	B12	B13	B14
Areia total	-0.78	-0.78	-0.77	-0.63	-0.53
Areia fina	-0.64	-0.62	-0.60	-0.33	-0.22
Areia grossa	-0.57	-0.59	-0.60	-0.67	-0.64
CO	0.44	0.42	0.45	0.47	0.44
Argila	0.74	0.72	0.74	0.69	0.62
Satélite^b	B10	B11	B12	B13	B14
Areia total	-0.52	-0.54	-0.53	-0.42	-0.12
Areia fina	-0.43	-0.43	-0.45	-0.33	-0.16
Areia grossa	-0.37	-0.41	-0.37	-0.33	-0.01
CO	0.27	0.27	0.33	0.28	0.07
Argila	0.46	0.47	0.48	0.38	0.16

^aDados de emissividade medidos em laboratório com o sensor FT-IR Alpha e reamostrados para as bandas do sensor ASTER, ^b Dados de emissividade da imagem ASTER do dia 15/07/2017.

A resposta espectral para o CO não foi positiva (Figura 7a, 7b, 7c e 7d). Era esperado que para amostras com pouco CO seriam observadas menores emissividades, enquanto as com altos teores mostrariam valores mais altos. É muito provável que o resultado tenha sido afetado por duas razões, a primeira é que as principais absorções na região do TIR são de sílica (quartzo), e a matéria orgânica apresenta seus principais picos nas bandas 3.422 e 3.500 nm (Janik et al., 2007). A segunda é que toda a população apresenta baixos valores de CO impossibilitando a observação na mudança espectral pela maior variação de CO (Tabela 1).

Figura 7. Subclassificação de dados de ϵ pelo teor de areia, argila e CO dentro dos grupos a) Arenoso, b) Argiloso, c) Médio Arenoso e d) Médio Argiloso.

Ao considerar as diferenças na concentração de argila, a inflexão entre as bandas 13 e 14 nos grupos argilosos e médio argilosos foram maiores que as demais, a diferença de ϵ entre as bandas 12 e 13 foi maior nos grupos arenosos, e a forte resposta do quartzo nas bandas 10 e 11 gerou valores baixos na ϵ (Figura 7a e 7c).

3.6. Modelos de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR)

A precisão dos modelos de calibração e validação mostrou o potencial de predição em toda a região do MIR e TIR, que variou com o atributo específico do solo a ser

determinado (Tabela 3). Os modelos PLSR para prever areia total e fina tiveram um bom desempenho, com altos valores de R^2 (Termal/ Termal IDC / MIR IDC) e baixo RMSE na validação (Tabela 3). Os altos valores de RPIQ para as estratégias Termal/ Termal IDC / MIR IDC foram outra indicação da qualidade dos modelos (Figura 8).

Figura 8. Valores de areia total e areia fina medidos e preditos para o conjunto de validação das estratégias a) Termal para areia total, b) Termal IDC para areia total, c) MIR IDC para areia total, d) Termal para areia fina, e) Termal IDC para areia fina e f) MIR IDC para areia fina.

Quanto à fração areia grossa, o melhor modelo obtido foi utilizando toda a região do termal, com valor de R^2 de 0,57 e RMSE de 9,24 (Tabela 3). Para argila, as mais significativas foram as estratégias Termal IDC e MIR IDC, com valores de R^2 de 0,82 e 0,91 e RMSE de 16,90 e 4,77 respectivamente. Os modelos construídos para CO mostraram um comportamento melhor em toda a região do MIR usando a estratégia MIR IDC com valor de R^2 de 0,91 e RMSE 4,77.

Os resultados gerados a partir dos dados de reflectância do FT-IR mostraram valor de R^2 para areia de 0,77, para argila de 0,91 e CO de 0,58. Minasny et al. (2009) relataram

modelos de predição em três locais diferentes na Austrália com valores de R^2 para areia de 0,79, para argila de 0,86 e para CO de 0,92 na mesma região espectral (Tabela 3). Os valores de RMSE desses autores foram inferiores aos obtidos neste estudo. É importante observar que essa diferença pode ser influenciada pelos dados utilizados na construção dos modelos que não tiveram nenhum tipo de pré-processamento.

Rossel et al. (2006) desenvolveram modelos com espectrorradiômetros (sensores de laboratório) para a quantificação de atributos do solo aplicando PLSR com validação cruzada. Os valores obtidos de R^2 para argila, areia e CO foram de 0,67, 0,74 e 0,73 e valores RMSE de 1,74 , 2,61 e 0,15 dag kg⁻¹ , respectivamente.

McDowell et al. (2012) utilizaram o método de Random Forest e pré-processamento da primeira derivada de Savitzky-Golay para o carbono total, alcançando valores de R^2 de 0,96 e RMSE de 2,28 %. Por outro lado, Sawut et al. (2014) utilizando a região do TIR obtiveram em regiões áridas para areia um valor de R^2 de 0,86 e um erro padrão (SE) de 2,69.

Na reamostragem de bandas de satélite (estratégia MIR_ASTER) com dados de sensores de laboratório obtiveram-se os melhores resultados com valores de R^2 de 0,53 e 0,66 e valores de RMSE de 17,31 e 9,24% para areia total e argila (Tabela 3). (Eisele et al., 2015) reamostraram dados da região do TIR para as cinco bandas do sensor ASTER, e atingiram valores de R^2 de 0,75, 0,72 e 0,38 em modelos de predição para areia, argila e CO. Em relação ao carbono, o valor de R^2 foi semelhante ao deste trabalho (Tabela 3). Nanni e Demattê (2006) e Breunig et al. (2008) também obtiveram valores semelhantes aos obtidos neste estudo, utilizando o sensor landsat e ASTER respectivamente em cada estudo.

Tabela 3. Resultados de calibração e validação de modelos de regressão de mínimos quadrados parciais PLSR para a predição de atributos do solo: areia total, areia fina, areia grossa, CO, e argila.

Estratégia	Calibração			Validação		
	RMSE ^a	RPIQ ^b	R ²	RMSE ^a	RPIQ ^b	R ²
Areia Total						
MIR	7.46	4.03	0.91	25.01	1.16	0.77
MIR_ASTER	14.55	2.06	0.67	17.31	1.74	0.53
ASTER	20.6	1.46	0.33	20.02	1.50	0.33
Termal	9.64	3.10	0.85	12.9	2.33	0.71
Termal IDC	9.74	3.09	0.85	14.98	2.00	0.69
MIR IDC	7.62	3.95	0.91	13.40	2.24	0.79
Areia Fina						
MIR	8.63	2.58	0.74	21.20	1.10	0.68
MIR_ASTER	10.31	2.16	0.63	12.90	1.72	0.43
ASTER	15.1	1.61	0.19	15.53	1.56	0.16
Termal	8.18	2.72	0.77	11.97	1.86	0.57
Termal IDC	8.72	2.55	0.74	10.41	2.14	0.64
MIR IDC	8.7	2.80	0.74	10.99	2.21	0.59
Areia Grossa						
MIR	7.76	1.69	0.73	10.68	1.23	0.4
MIR_ASTER	9.93	1.32	0.57	10.78	1.22	0.4
ASTER	12.6	1.04	0.31	12.84	1.02	0.14
Termal	7.70	1.87	0.74	9.24	1.42	0.56
Termal IDC	11.3	1.16	0.44	11.93	1.10	0.23
MIR IDC	7.26	1.81	0.77	12.34	1.06	0.4
Carbono						
MIR	0.22	2.4	0.66	0.56	0.94	0.58
MIR_ASTER	0.32	1.65	0.28	0.24	2.15	0.37
ASTER	0.35	1.50	0.17	0.30	1.74	0.13
Termal IDC	0.25	2.11	0.58	0.71	0.74	0.51
MIR IDC	0.16	3.30	0.81	0.17	3.1	0.77
Argila						
MIR	5.19	5.60	0.89	19.58	1.49	0.91
MIR_ASTER	8.79	3.31	0.67	9.24	3.14	0.66
ASTER	13.38	2.17	0.25	14.2	2.04	0.18
Termal IDC	6.35	4.58	0.84	16.90	1.71	0.82
MIR IDC	4.86	5.98	0.9	4.77	6.1	0.91

^a Raiz do erro quadrático médio (%) e ^b Razão de desempenho para intervalo interquartil.

Com a diferença de emissividade entre as bandas 12 e 13 observadas pelos grupos de textura, a normalização dessas bandas foi aplicada para discriminar solos com altos e baixos valores de emissividade.

Vaughan et al. (2005) e Vicente e Filho (2010) apontaram que a banda 13 do ASTER, centrada em 10.660 nm, cobre uma região de alta emissividade do quartzo e a banda 12, centralizada em 9.000 nm, cobre uma região com baixa emissividade de quartzo e alta emissividade de alguns argilominerais como caulinita. Assim, os dados de normalização das bandas foram adicionados como variável preditora nas estratégias (MIR_ASTER e ASTER) para a quantificação dos atributos do solo em estudo (Tabela 4).

Os resultados com a normalização das bandas mostraram melhoria nos modelos de validação de areia total na estratégia MIR_ASTER com valores de R^2 e RPIQ de 0,60 e 1,78, respectivamente (Tabela 4). Argila apresentou R^2 de 0,71 e RPIQ de 3,43. Para CO os resultados foram mantidos constantes. Finalmente para a fração areia fina nas duas estratégias os valores de RMSE e R^2 aumentaram.

Tabela 4. Resultados de calibração e validação de modelos de regressão de mínimos quadrados parciais PLSR com a normalização das bandas 12 e 13 para a predição de atributos do solo: areia total, areia fina, areia grossa, CO, e argila.

Estratégia	Calibração			Validação		
	RMSE ^a	RPIQ ^b	R^2	RMSE ^a	RPIQ ^b	R^2
Areia Total						
MIR_ASTER	13.45	2.28	0.71	17.33	1.78	0.60
ASTER	20.6	1.54	0.32	20.04	1.58	0.31
Areia Fina						
MIR_ASTER	9.89	2.22	0.66	12.44	1.77	0.50
ASTER	15.2	1.45	0.19	14.68	1.51	0.24
Areia Grossa						
MIR_ASTER	9.88	1.08	0.57	10.78	1.10	0.41
ASTER	12.5	1.04	0.31	12.84	1.02	0.14
Carbono						
MIR_ASTER	0.32	1.48	0.28	0.26	1.80	0.37
ASTER	0.35	0.03	0.16	0.30	1.52	0.13
Argila						
MIR_ASTER	8.58	3.43	0.70	8.68	3.43	0.71
ASTER	13.39	1.86	0.25	14.5	1.8	0.18

^a Raiz do erro quadrático médio (%) e ^b Razão de desempenho para intervalo interquartil.

4. CONCLUSÕES

1. Dados de reflectância na região do MIR foram eficientes na discriminação das amostras por grupo textural. As classes texturais, avaliadas em sensor de laboratório, foram diferenciadas quanto as absorções (MIR) e picos em bandas específicas (TIR).
2. Os dados de laboratório foram imprescindíveis no entendimento e comprovação da assertividade das curvas de solo obtidas via satélite.
3. Especificamente em relação ao termal, as classes texturais apresentaram influência no comportamento das curvas espectrais. A emissividade diminuiu na medida em que as amostras eram mais arenosas.
4. Comparativamente, os dados em laboratório mostram-se mais eficazes na detecção e quantificação dos atributos analisados.

REFERÊNCIAS

- Altieri MA. Agroecology The Science of Sustainable Agriculture. 2^o ed. Taylor Fr. Gr. Boca Raton: CRC Press; 2018.
- Barreto AGOP, Sparovek G, Gianntti M. Atlas Rural de Piracicaba [Internet]. Inst. Pesqui. e Estud. Florestais. Piracicaba; 2006.
- Bellon-Maurel V, Fernandez-Ahumada E, Palagos B, Roger JM, McBratney A. Critical review of chemometric indicators commonly used for assessing the quality of the prediction of soil attributes by NIR spectroscopy. *TrAC - Trends Anal Chem.* Elsevier Ltd; 2010;29:1073–1081.
- Bellon-Maurel V, McBratney A. Near-infrared (NIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopic techniques for assessing the amount of carbon stock in soils - Critical review and research perspectives. *Soil Biol Biochem.* Elsevier Ltd; 2011;43:1398–1410.
- Ben-Dor E, Banin A. Near-Infrared Analysis as a Rapid Method to Simultaneously Evaluate Several Soil Properties. *Soil Sci Soc Am J.* 1995;59:364.
- Ben-dor E, Irons J, Epema G. Remote sensing for the earth sciences. *Soil reflectance.* Rencz AN; 1999. p. 111–118.
- Breunig FM, Galvão LS, Formaggio AR. Detection of sandy soil surfaces using ASTER-derived reflectance, emissivity and elevation data: Potential for the identification of land degradation. *Int J Remote Sens.* 2008;29:1833–1840.
- Brown DJ, Shepherd KD, Walsh MG, Dewayne Mays M, Reinsch TG. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma.* 2006;132:273–290.
- Brussaard L, de Ruiter PC, Brown GG. Soil biodiversity for agricultural sustainability. *Agric Ecosyst Environ.* 2007;121:233–244.
- Camargo OA De, Moniz AC, Jorge JA, Valadares JMAS. Métodos de Análise Química , Mineralógica e Física de Solos do Instituto Agronômico de Campinas. Campinas; 2009.
- Carlson TN, Traci Arthur S. The impact of land use - Land cover changes due to urbanization on surface microclimate and hydrology: A satellite perspective. *Glob Planet Change.* 2000;25:49–65.
- Clairotte M, Grinand C, Kouakoua E, Thébault A, Saby NPA, Bernoux M, Barthès BG. National calibration of soil organic carbon concentration using diffuse infrared reflectance spectroscopy. *Geoderma.* Elsevier B.V.; 2016;276:41–52.
- Demattê JA, Alves MR, Terra S, Duarte Bosquilia RW, Troula Fongaro C, Silva Barros PP. Is It Possible to Classify Topsoil Texture Using a Sensor Located 800 km Away from the Surface ? *Rev Bras Ciência do Solo.* 2016;40:1–13.

Demattê JAM, Fongaro CT, Rizzo R, Safanelli JL. Geospatial Soil Sensing System (GEOS3): A powerful data mining procedure to retrieve soil spectral reflectance from satellite images. *Remote Sens Environ.* Elsevier; 2018;212:161–175.

Doran JW, Parkin TB. Defining and Assessing Soil Quality. *Defin Soil Qual a Sustain Environ.* Madison, WI, USA: Soil Science Society of America; 1994. p. 3–21.

Eisele A, Chabrillat S, Hecker C, Hewson R, Lau IC, Rogass C, Segl K, Cudahy TJ, Udelhoven T, Hostert P, Kaufmann H. Advantages using the thermal infrared (TIR) to detect and quantify semi-arid soil properties. *Remote Sens Environ.* Elsevier Inc.; 2015;163:296–311.

Eisele A, Lau I, Hewson R, Carter D, Wheaton B, Ong C, Cudahy TJ, Chabrillat S, Kaufmann H. Applicability of the thermal infrared spectral region for the prediction of soil properties across semi-arid agricultural landscapes. *Remote Sens.* 2012;4:3265–3286.

Elvidge CD. Thermal infrared reflectance of dry plant materials: 2.5-20.0 μm . *Remote Sens Environ.* 1988;26:265–285.

Eyherabide M, Saínz H, Barbieri P, Echeverría H. Comparación De Métodos Para Determinar Carbono Orgánico En Suelo. *Cienc Suelo (Argentina).* 2014;32:13–19.

Foley JA, DeFries R, Asner GP, Barford C, Bonan G, Carpenter SR, Chapin FS, Coe MT, Daily GC, Gibbs HK, Helkowski JH, Holloway T, Howard EA, Kucharik CJ, Monfreda C, Patz JA, Prentice IC, Ramankutty N, Snyder PK. Global Consequences of Land Use. *Science* (80-). 2005;309:570–574.

Gillespie A, Rokugawa S, Matsunaga T, Steven Cothorn J, Hook S, Kahle AB. A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) images. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 1998;36:1113–1126.

Hartemink AE, Gerzabek MH, Rattan L, McSweeney K. Soil Carbon Research Priorities. *Soil Carbon.* 2014. p. 483–489.

IBGE B. Área plantada, área colhida, quantidade produzida, rendimento médio e valor de produção das lavouras temporárias, 2017 [www.ibge.gov.br (accessed on Nov 25, 2018)].

Janik LJ, Merry RH, Skjemstad JO. Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? *Aust J Exp Agric.* 1998;38:681–696.

Janik LJ, Skjemstad JO, Shepherd KD, Spouncer LR. The prediction of soil carbon fractions using mid-infrared-partial least square analysis. *Aust J Soil Res.* 2007;45:73–81.

Jensen JR. Thermal Infrared Remote Sensing. *Remote Sens Environ an Earth Resour Perspect.* 2^o ed Pearson Education Limited; 2014. p. 243–286.

Kruse FA. Combined SWIR and LWIR mineral mapping using MASTER/ASTER. *IEEE Int Geosci Remote Sens Symp.* 2002;4:2267–2269.

Lloyd J, Taylor J. On the temperature dependence of soil respiration. *Funct Ecol.* 1994;8:315–323.

Madejova J. FTIR techniques in clay minerals studies: A review. *Vib Spectrosc.* 2003;31:1–10.

McDowell ML, Bruland GL, Deenik JL, Grunwald S, Knox NM. Soil total carbon analysis in Hawaiian soils with visible, near-infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma.* Elsevier B.V.; 2012;189–190:312–320.

Meneses P, Madeira Netto J. Sensoriamento remoto reflectância dos alvos naturais. *Comport espectral dos solos.* Brasília: Brasília: Embrapa/UNB; 2001. p. 127;154.

Minasny B, Tranter G, McBratney AB, Brough DM, Murphy BW. Regional transferability of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic prediction for soil chemical properties. *Geoderma.* Elsevier B.V.; 2009;153:155–162.

Mira M, Valor E, Caselles V, Rubio E, Coll C, Galve JM, Niclòs R, Sánchez JM, Boluda R. Soil moisture effect on thermal infrared (813- μ m) emissivity. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 2010;48:2251–2260.

Müller B, Bernhardt M, Jackisch C, Schulz K. Estimating spatially distributed soil texture using time series of thermal remote sensing - A case study in central Europe. *Hydrol Earth Syst Sci.* 2016;20:3765–3775.

Naes T, Isaksson T, Fearn T, Davies T. *User Friendly Guide to Multivariate Calibration and Classification.* Rev. Lit. Arts Am. Chichester UK: NIR Publications; 2002.

Nanni MR, Demattê JAM. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. *Soil Sci Soc Am J.* 2006;70:393.

Nocita M, Stevens A, van Wesemael B, Aitkenhead M, Bachmann M, Barthès B, Dor E Ben, Brown DJ, Clairotte M, Csorba A, Dardenne P, Demattê JAM, Genot V, Guerrero C, Knadel M, Montanarella L, Noon C, Ramirez-Lopez L, Robertson J, Sakai H, Soriano-Disla JM, Shepherd KD, Stenberg B, Towett EK, Vargas R, Wetterlind J. Soil Spectroscopy: An Alternative to Wet Chemistry for Soil Monitoring. *Adv Agron.* 2015;132:139–159.

Palluconi F, Hoover G, Alley R, Jentoft-Nilsen M, Thompson T. An atmospheric correction method for ASTER thermal radiometry over land. *Jet Propuls Lab Pasadena.* 1999;0–27.

Peng Y, Knadel M, Gislum R, Schelde K, Thomsen A, Greve MH. Quantification of SOC and clay content using visible near-infrared reflectance-mid-infrared reflectance spectroscopy with jack-knifing partial least squares regression. *Soil Sci.* 2014;179:325–332.

Ranzani G. *Subsídios à geografia de Piracicaba.* Institutos histórico e geográfico Piracicaba. 1996;26P.

Rogge D, Bauer A, Zeidler J, Mueller A, Esch T, Heiden U. Building an exposed soil composite processor (SCMaP) for mapping spatial and temporal characteristics of soils with Landsat imagery (1984–2014). *Remote Sens Environ*. Elsevier; 2018;205:1–17.

Rossel RAV, Walvoort DJJ, Mcbratney AB, Janik LJ, Skjemstad JO. Visible , near infrared , mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*. 2006;131:59–75.

Rossi M. Mapa Pedológico do Estado de São Paulo: Revisado E Ampliado. *Inst Florest*. 2017;1:118.

Saadat H, Adamowski J, Bonnell R, Sharifi F, Namdar M, Ale-Ebrahim S. Land use and land cover classification over a large area in Iran based on single date analysis of satellite imagery. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Inc. (ISPRS); 2011;66:608–619.

Salisbury JW, D'Aria DM. Emissivity of Terrestrial Materials in the 8-14/ m Atmospheric Window. *Remote Sens environ*. 1992;42:83–106.

Salisbury JW, Eastes JW. The effect of particle size and porosity on spectral contrast in the mid-infrared. *Icarus*. 1985;64:586–588.

Salisbury JW, Hapke B, Eastes JW. Usefulness of weak bands in midinfrared remote sensing of particulate planetary surfaces. *J Geophys Res*. 1987a;92:702–710.

Salisbury JW, Wald A. The role of volume scattering in reducing spectral contrast of reststrahlen bands in spectra of powdered minerals. *Icarus*. 1992;96:121–128.

Salisbury JW, Wald A, Aria DMD. Thermal-infrared remote sensing and Kirchhoff ' s law 1 . Laboratory measurements. *J Geophys Res*. 1994;99:11,987-11,911.

Salisbury JW, Walter LS, D'Aria D. Mid-Infrared (2.5 to 13.5 um) Spectra of Igneous Rocks. *U.S, Geol. Surv. Surv*. 1988.

Salisbury JW, Walter LS, Vergo N. Mid-infrared (2.1-25 um) spectra of minerals; first edition. 1^o ed. Reston; 1987b.

Santos HG dos, Jacomine PK, Anjos LHC dos, Oliveira VÁ de, Lumbrales JF, Coelho MR, Almeida JA de, Cunha TJF, Oliveira JB de. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 3^o ed. *Acta Agric. Scand*. Brasília; 2013.

Sawut M, Ghulam A, Tiyyip T, Zhang YJ, Ding JL, Zhang F, Maimaitiyiming M. Estimating soil sand content using thermal infrared spectrain arid lands. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*. Elsevier B.V.; 2014;33:203–210.

Saxton KE, Rawls WJ, Romberger JS, Papendick RI. Estimating Generalized Soil-water Characteristics from Texture. *SOIL SCI SOC AM J*. 1986;50:1031–1036.

Sayão VM, Demattê JAM. Soil texture and organic carbon mapping using surface temperature and reflectance spectra in Southeast Brazil. *Geoderma Reg.* Elsevier B.V.; 2018;14.

Schmidt G, Jenkerson C, Masek J, Vermote E, Gao F. Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System (LEDAPS) Algorithm Description. U.S. Geol. Surv. Virginia; 2013.

Schultz B, Formaggio AR, Daniel I, Eberhardt R, Del I, Sanches A, Oliveira JC De, José A, Luiz B, Sg- A. CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETOS EM IMAGENS MULTITEMPORAIS LANDSAT APLICADA NA IDENTIFICAÇÃO DE CANA-DE-AÇÚCAR E SOJA. *Rev Bras Cartogr.* 2016;68:131–143.

Segnini A, Dos Santos LM, Da Silva WTL, Martin-Neto L, Borato CE, De Melo WJ, Bolonhezi D. Estudo comparativo de métodos para a determinação da concentração de carbono em solos com altos teores de fe (latossolos). *Quim Nova.* 2008;31:94–97.

SILVA AC, TORRADO PV, JUNIOR JDSA. Métodos de quantificação da matéria orgânica do solo. *R Un Alfenas.* 1999;5:21–26.

Sousa Junior JG, Demattê JAM, Araújo SR. Modelos espectrais terrestres e orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: Potencial e custos. *Bragantia.* 2011;70:610–621.

Stenberg B, Viscarra Rossel RA, Mouazen AM, Wetterlind J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. *Adv Agron.* 2010;107:163–215.

Stoner ER, Baumgardner MF. Characteristic Variations in Reflectance of Surface Soils¹. *Soil Sci Soc Am J.* 1981;45:1161.

Stuart B. Infrared spectroscopy: fundamentals and applications. West Sussex, UK; 2004.

Telles E de CC, de Camargo PB, Martinelli LA, Trumbore SE, da Costa ES, Santos J, Higuchi N, Oliveira RC. Influence of soil texture on carbon dynamics and storage potential in tropical forest soils of Amazonia. *Global Biogeochem Cycles.* 2004;17.

Thomson JL, Salisbury JW. The mid-infrared reflectance of mineral mixtures (7-14 μm). *Remote Sens Environ.* 1993;45:1–13.

Ullah S, Schlerf M, Skidmore AK, Hecker C. Identifying plant species using mid-wave infrared (2.5-6 μm) and thermal infrared (8-14 μm) emissivity spectra. *Remote Sens Environ.* Elsevier Inc.; 2012;118:95–102.

Van de Griend A, Owe M. On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces. *Int J Remote Sens.* 1993;14:1119–1131.

Vaughan RG, Hook SJ, Calvin WM, Taranik J V. Surface mineral mapping at Steamboat Springs, Nevada, USA, with multi-wavelength thermal infrared images. *Remote Sens Environ.* 2005;99:140–158.

Vicente LE, Filho CR de S. DETECCÃO DE QUARTZO E ARGILOMINERAIS PARA O MONITORAMENTO DE DEGRADACÃO DE TERRAS A PARTIR DE DADOS DO INFRAVERMELHO TERMAL DO SENSOR ASTER. *Rev Bras Geofis.* 2010;28:229–247.

Viscarra Rossel RA. Robust modelling of soil diffuse reflectance spectra by “bagging-partial least squares regression”. *J Near Infrared Spectrosc.* 2007;15:39–47.

Viscarra Rossel RA, Walvoort DJJ, McBratney AB, Janik LJ, Skjemstad JO. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma.* 2006;131:59–75.

Walkley A, Black AI. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Sci.* 1934;37:29–38.

Wang DC, Zhang GL, Zhao MS, Pan XZ, Zhao YG, Li DC, Macmillan B. Retrieval and mapping of soil texture based on land surface diurnal temperature range data from MODIS. *PLoS One.* 2015;10:1–14.

Weng Q. Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling. *J Environ Manage.* 2002;64:273–284.

Zalidis G, Stamatiadis S, Takavakoglou V, Eskridge K, Misopolinos N. Impacts of agricultural practices on soil and water quality in the Mediterranean region and proposed assessment methodology. *Agric Ecosyst Environ.* 2002;88:137–146.

Zhang W, Ricketts TH, Kremen C, Carney K, Swinton SM. Ecosystem services and dis-services to agriculture. *Ecol Econ.* 2007;64:253–260.