

## DETECÇÃO DE QUARTZO E ARGILOMINERAIS PARA O MONITORAMENTO DE DEGRADAÇÃO DE TERRAS A PARTIR DE DADOS DO INFRAVERMELHO TERMAL DO SENSOR ASTER

Luiz Eduardo Vicente<sup>1</sup> e Carlos Roberto de Souza Filho<sup>2</sup>

Recebido em 31 agosto, 2009 / Aceito em 18 fevereiro, 2010  
Received on August 31, 2009 / Accepted on February 18, 2010

**ABSTRACT.** In this work, ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) Thermal Infrared data (TIR – 10 to 14 bands – 8.125-10.95  $\mu\text{m}$ ) were used to map quartz and clay minerals in land degradation areas, in the southwestern portion of Rio Grande do Sul State, Brazil. This study area presents a specific land degradation process named *arenização*, which is related to erosion of arenitic rocks and formation of structured sandy soils. Such processes introduce several environmental damages such as increased erosion, reduction in soil fertility and decline of agricultural land use. Using ASTER/TIR data it was possible to replicate important diagnostic spectral features related to the SiO *reststrahlen* band from clay minerals and quartz. Mineral abundance maps were produced using spectral index and band ratio methods. The results show that ASTER/TIR data were able to map these minerals in the soil and to reveal the degree of mixtures among quartz, clay minerals and others land cover features. Areas simultaneously mapped as quartz-rich and with lower proportion of clay minerals indicate a wealth of sandy soils, scarce vegetation cover and excessive drainage, which leads to large nutrient losses. This approach allows a more precise and quantitative mapping of land degradation characteristics, with important implications to the study of its dynamics in tropical environments.

**Keywords:** ASTER, thermal infrared, land degradation, soil minerals, band ratios, spectral index.

**RESUMO.** Neste trabalho foram utilizados dados do Infravermelho Termal (TIR, bandas 10 a 14 – 8,125-10,95  $\mu\text{m}$ ) do sensor ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) para o mapeamento de quartzo e argilominerais em áreas de degradação de terras na região sudoeste do Rio Grande do Sul, Brasil. Esta região apresenta um processo específico de degradação denominado arenização, o qual está relacionado ao retrabalhamento de depósitos areníticos e à formação de solos arenosos. Esse tipo de processo apresenta uma série de problemas ambientais tais como aumento de erosão, redução da fertilidade do solo e diminuição de terras agricultáveis. Através do uso dos dados ASTER/TIR foi possível reproduzir importantes feições espectrais diagnósticas relacionadas às ligações SiO (*reststrahlen*) de argilominerais e do quartzo. O mapeamento da abundância de minerais foi realizado utilizando índices espectrais e razões de bandas. Os resultados mostram que os dados ASTER/TIR foram capazes de detectar e determinar os níveis de mistura entre grupos de argilominerais, quartzo e outros tipos de cobertura da terra. Áreas simultaneamente mapeadas como contendo grande quantidade de quartzo e pobres em argilominerais correspondem a solos eminentemente arenosos, vegetação escassa e drenagem excessiva, o que indica uma massiva perda de nutrientes no solo. Dessa forma, esta abordagem permite a geração de mapas quantitativos mais precisos sobre a degradação de terras, com importantes implicações nos estudos da dinâmica de ambientes tropicais.

**Palavras-chave:** ASTER, infravermelho termal, degradação de terras, minerais no solo, razão de bandas, índices espectrais.

<sup>1</sup>Instituto de Geociências, Departamento de Geologia e Recursos Naturais, Universidade Estadual de Campinas, Caixa Postal 6152, 13083-970 Campinas, SP, Brasil.  
Tel.: (19) 3521-4697; Fax: (19) 3289-1562 – E-mail: vicente@ige.unicamp.br

<sup>2</sup>Instituto de Geociências, Departamento de Geologia e Recursos Naturais, Universidade Estadual de Campinas, Caixa Postal 6152, 13083-970 Campinas, SP, Brasil.  
Tel.: (19) 3521-4535; Fax: (19) 3289-1562 – E-mail: beto@ige.unicamp.br

## INTRODUÇÃO

Dentre os diversos processos de degradação de terras em todo o planeta, um dos mais contundentes é a desertificação. Esse processo é definido como a degradação de terras áridas, semi-áridas e sub-áridas, resultante de vários fatores, incluindo as variações climáticas e atividades humanas (Verstraete & Schwartz, 1991; Kassas, 1995; Vitousek et al., 1997). O maior enfoque desse processo em regiões áridas e semi-áridas se dá não apenas pela significância em extensão de tais áreas nesses regimes climáticos, mas também pelo maior número de estudos e mapeamentos realizados nesse tipo de ambiente. Entretanto, a ocorrência de desertificação no Brasil, em geral, não está associada apenas a fatores de âmbito climático, mas também ao retrabalhamento de depósitos areníticos (pouco consolidados) ou arenosos (não consolidados), que dificultam a fixação da vegetação, devido à constante mobilidade dos sedimentos. Esse fenômeno, caracterizado e nomeado localmente por alguns pesquisadores como arenização, compreende a formação de áreas de degradação relacionada ao clima úmido (Verdum, 1997; Suertegaray et al., 2001).

A região mais afetada pela arenização no Brasil encontra-se na região noroeste do estado do Rio Grande do Sul, onde abrange cerca de 5.263 ha de terras, contabilizando locais de arenização avançada (areais) e focos iniciais de arenização. Esse total de terras representa cerca de 0,26% da região noroeste do estado do Rio Grande do Sul (Suertegaray et al., 2001; Verdum, 1997). Porém, focos de arenização também foram detectados em outras regiões brasileiras com características climático-pedológicas, de manejo e uso da terra semelhantes as do Rio Grande do Sul (Vicente et al., 2005), constituindo-se numa preocupação recorrente à agricultura nacional e na preservação de ecossistemas. Portanto, independentemente das características climáticas, esses processos podem ser encontrados tanto em regiões áridas e semi-áridas quanto em regiões subtropicais úmidas ou temperadas. Em todas as condições descritas o denominador comum são os solos frágeis (não ultrapassando 15% de argila em sua composição). Esse fato corrobora a necessidade de consideração de aspectos pedológicos como um indicador fundamental de vulnerabilidade de tais áreas.

Um importante parâmetro para a classificação da fragilidade de solos é oriundo de suas propriedades granulométricas, determinadas através da participação relativa das frações argila, em função da presença de compostos de ferro (e.g. hematita, goetita) e argilominerais (e.g. nontronita, caulinita, montmorilonita, saponita), e da fração areia, sendo aí, o quartzo o mineral mais abundante. Esse parâmetro define a capacidade de retenção de

água, a percolação de soluções e outras substâncias (Brady, 1989). Em alguns casos, como nos solos arenosos, ainda se deve considerar a ausência de vegetação associada à ocorrência de ventos de certa intensidade e o transporte de partículas. Dessa forma, solos argilosos, de maneira geral, possuem boa capacidade de trocas catiônicas e retenção de umidade, representando ganho de nutrientes e estabilidade estrutural a processos erosivos. Solos arenosos, ao contrário, possuem excessiva capacidade de drenagem, o que lhes confere pouca retenção iônica, associada à baixa retenção de nutrientes e alta erodibilidade por desagregação das partículas maiores (Brady, 1989).

Uma abordagem importante para mitigação de processos de degradação de terras diz respeito ao uso de técnicas de sensoriamento remoto para o monitoramento espacial e temporal da fragilidade de solos associados a esses locais. Neste sentido, o uso de sensores multiespectrais vem gerando importantes contribuições por meio do mapeamento do uso da terra, estimativas de biomassa e identificação de propriedades de solo (Hanan et al., 1991; Formaggio et al., 1996; IPCC, 2003; Demattê et al., 2004; Nanni & Demattê, 2006).

Dessa forma, o objetivo deste trabalho é o mapeamento da abundância e distribuição de componentes minerais em áreas de arenização, utilizando dados multiespectrais termais (TIR – *Thermal Infrared*) do sensor ASTER. Para tanto foram utilizados métodos distintos de processamento digital com base em operações interbandas (i.e. índices espectrais e composições coloridas) visando investigar sua performance para o estudo de solos tropicais. Como parte da avaliação dos métodos utilizados, foram implementadas operações também nos dados do infravermelho de ondas curtas (SWIR – *Short Wave Infrared*) do ASTER para o mapeamento dos mesmos componentes minerais sob investigação, proporcionando uma comparação com os resultados derivados do ASTER/TIR.

## FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA: O USO DO INFRAVERMELHO TERMAL (TIR) NO ESTUDO DE PROCESSOS DE DEGRADAÇÃO DE TERRAS

Tradicionalmente, a utilização do sensoriamento remoto multiespectral neste tipo de estudo baseia-se na região do espectro eletromagnético (EEM) refletido, abrangendo as faixas do visível (*Visible* – VIS) (0,4-0,7 $\mu$ m), infravermelho próximo (*Near Infrared* – NIR) (0,7-1,13 $\mu$ m) até o infravermelho de ondas curtas (*Short Wave Infrared* – SWIR) (1,3-2,5 $\mu$ m). Estudos sobre degradação de terras baseados nessas faixas espectrais (VNIR/SWIR) são capazes de estimar a perda de vegetação, a

partir dos níveis de albedo dissociado de matéria orgânica, identificando alterações no tamanho e distribuição das manchas de solo exposto (Robinove et al., 1981). A esse procedimento soma-se a detecção de óxidos e hidróxidos de ferro (ferro férrico e ferro ferroso), definidos na região do VNIR (0,4-1,3 $\mu\text{m}$ ), responsáveis por diferentes tonalidades e matizes do solo, os quais podem ser associados às argilas e constituem indicadores de seu empobrecimento e erodibilidade (Latz et al., 1984; Wessman, 1991). Porém, as medidas de albedo, assim como a presença de ferro no solo, estão sujeitas à influência climática sazonal e local, principalmente em climas tropicais. Isso se deve ao excesso de umidade (vapor d'água na atmosfera, retenção de água no solo e na vegetação), bem como diferenças fenológicas da vegetação, o que pode alterar leituras de biomassa baseadas em índices, como o de área foliar (*Leaf Area Index* – LAI) e NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) (Huete et al., 1994; Hales et al., 2004). A limitação da resolução espectral da maioria dos sensores atuais no SWIR (1,40 a 2,43 $\mu\text{m}$ ), região notadamente apta a detecção de hidroxilas (OH) associadas a argilominerais, com feições diagnósticas em torno de 2,200 $\mu\text{m}$  (Hunt & Salisbury, 1971), também é um fator limitante para um mapeamento mais apurado de características pedológicas por sensoriamento remoto multiespectral óptico. Essa limitação é em parte remediada no ASTER através de uma melhor cobertura de bandas nesta região do espectro, particularmente as bandas AST5 (2,145-2,185 $\mu\text{m}$ ) e AST6 (2,185-2,225 $\mu\text{m}$ ), capazes de reproduzir as feições diagnósticas deste grupo de minerais (Vicente et al., 2005; Galvão et al., 2005). Essa característica será explorada neste trabalho em contraposição aos dados ASTER/TIR.

Uma alternativa para o refinamento do escopo de abordagens pedológicas em sensoriamento remoto encontra-se na detecção direta dos principais minerais formadores de solos (e.g. quartzo, argilominerais, compostos de ferro), através de suas feições espectrais diagnósticas. Essa abordagem permite estimar propriedades granulométricas associadas aos níveis de alteração dos solos e, portanto, sua fragilidade frente a processos de lixiviação e carreamentos intrínsecos aos processos de degradação. Porém este tipo de mapeamento sempre foi limitado pelo comportamento espectral do quartzo, o qual apresenta feições de absorção típicas somente na região do Infravermelho Termal (*Thermal Infrared* – TIR) (3 $\mu\text{m}$ -11 mm) (Hunt & Salisbury, 1971; Salisbury et al., 1991). Essa região do espectro, até recentemente, era pouco abrangida pelos sensores multiespectrais, restringindo-se apenas à banda 6 no TM (10-11 $\mu\text{m}$ ), com NE $\Delta$ T (*noise-equivalent temperature difference*) de  $\leq 0,30$  a 280 K e resolução espacial de 120 m, assim como no ETM+

(10,31-12,36 $\mu\text{m}$ ), com NE $\Delta$ T de 0,22 a 280 K, com 60 m de resolução espacial. Por outro lado, a cobertura de uma única banda, nestes sensores, impossibilita processamentos tais como razões de banda e índices espectrais, visando a identificação das principais feições de absorção dos minerais e, conseqüentemente, sua presença e abundância nos solos.

Assim, estudos mais detalhados, considerando o TIR, sempre dependeram de sensores aerotransportados, de pouca abrangência e acesso restrito, como o TIMS (*Thermal Infrared Multi-spectral Scanner*), o MIRACO2LAS (*Mid-infrared Airborne CO2 Laser Spectrometer*) ou o SEBASS (*Spatially Enhanced Broad-band Array Spectrograph System*) (Kahle et al., 1980; Cudahy et al., 2000). Foi a eficiência do TIMS no mapeamento de minerais, utilizando o infravermelho termal (Kahle et al., 1980; Kahle & Goetz, 1983), que direcionou a concepção do subsensor TIR do *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER), tornando-o o primeiro sensor multiespectral orbital termal apto ao mapeamento de componentes minerais. Este subsensor possui 90 m de resolução espacial, é capaz de quantificar 4096 níveis de cinza (12 bits), tem cobertura semicontínua de 5 bandas (8,125-10,95 $\mu\text{m}$ ) e apresenta um consistente NE $\Delta$ T de 0,3 a 300 K (Abrams et al., 2002; Ninomiya et al., 2005).

O uso do ASTER/TIR tem gerado bons resultados no mapeamento de minerais e no monitoramento da degradação de terras em diversas partes do mundo, principalmente em climas áridos e semi-áridos (Ramsey et al., 1999; Schmutge et al., 2002; Hewson et al., 2005). No caso de climas tropicais, é provável que o uso do TIR seja de extrema importância, pois essa região do espectro apresenta uma transparência relativamente alta, com taxas máximas de emissividade terrestre (300 K), além de apresentar feições diagnósticas não apenas de silicatos, mas também de sulfatos e carbonatos (Kahle et al., 1993; Vaughan et al., 2005). Esses fatores tendem a aumentar a decorrelação de componentes do solo, diminuindo os efeitos típicos da vegetação presentes principalmente no VIS e no SWIR.

Pesquisas recentes no Brasil têm obtido resultados relevantes no mapeamento de solos usando o VNIR/SWIR do ASTER (Galvão et al., 2005; Vicente et al., 2005). Entretanto, o uso do ASTER/TIR ainda é recente e restrito a aplicações geológicas em regiões semi-áridas (Lima, 2003). Dessa forma, o presente trabalho é pioneiro na utilização de dados termais multiespectrais para o mapeamento de propriedades de solos, ressaltando-se o enfoque em áreas degradadas, e um dos únicos em clima tropical de regiões úmidas, o que contribui para o estabelecimento de parâmetros de avaliação para outras áreas com processos semelhantes no planeta.

### Estado do Rio Grande do Sul

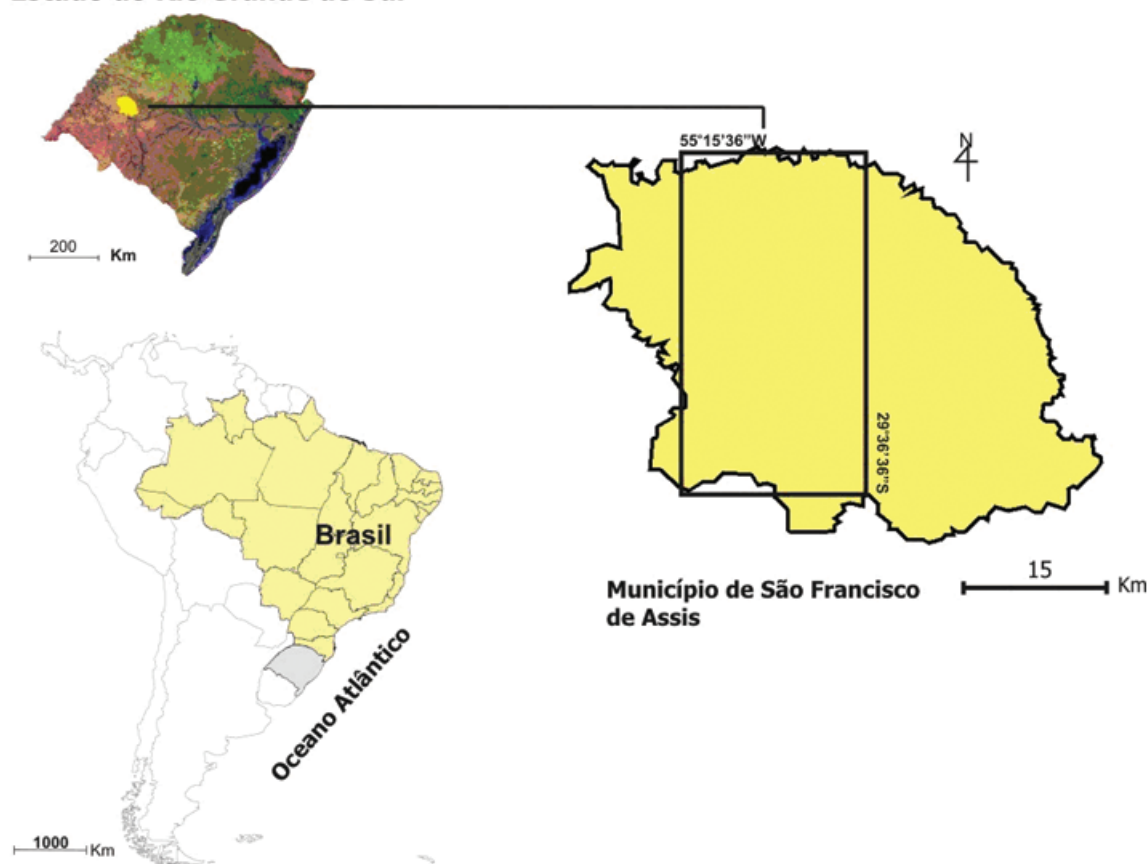


Figura 1 – Mapa de localização da área de estudo. A imagem em destaque é uma composição colorida falsa-cor das bandas 231 (RGB) do sensor ASTER.

### ÁREA DE ESTUDO

Uma das principais regiões de formação de areais no Brasil encontra-se no sudoeste do Estado do Rio Grande do Sul, a partir do meridiano 54°S, seguindo a oeste até a divisa com o Uruguai e a Argentina (Suertegaray et al., 2001). A área de estudo deste trabalho compreende um recorte a nordeste desta região, no sentido norte-sul, dentro do município de São Francisco de Assis (Fig. 1). Esse recorte objetiva cobrir algumas das principais áreas já mapeadas com formações de areais, visto que São Francisco de Assis apresenta a segunda maior quantidade de ocorrências dentre os municípios já mapeados na região de arenização, representando cerca de 5,88 km<sup>2</sup> ou 0,027% da área total do município (Suertegaray et al., 2001).

A área de estudo compreende rochas sedimentares da Formação Rosário Sul (Rrs) em sua porção central, da Formação Serra Geral (JK) ao norte e da Formação Botucatu (Jb) a sudoeste, entremeadas por depósitos aluvionares (QHa) ao longo

das principais planícies fluviais (IBGE, 2003a). A geomorfologia local compreende, em sua grande parte, a Depressão Central Gaúcha, com predominância das depressões do Rio Jacuí e Ibicuí, margeado a sudoeste pelo Planalto da Campanha com as unidades Planalto de Uruguiana (nível alto e nível baixo), entrecortados por planícies alúvio-coluviônicas (IBGE, 2003b). Esse tipo de conformação morfoestrutural confere ao local um relevo suave e minimamente dissecado, com planícies e terraços fluviais, assim como presença de morros testemunhos, ou “cerros” na linguagem local. Os solos predominantes na área de estudo variam de Latossolos Vermelho-escuro álico (LEa) na porção centro-norte, a diferentes tipos de argissolos ao sul (e.g. PBPa, PBPe, PEa, PEd, PVa) (IBGE, 2003c), e manchas de neossolos quartzarênicos em toda a área (Azevedo & Kaminski, 1995).

A pluviosidade local é consonante com climas tropicais e subtropicais, mantendo consideráveis níveis de umidade, oscilando entre 1.250 a 1.500 mm anualmente, com médias mensais superiores a 100 mm em grande parte dos meses.

As temperaturas apresentam um amplo gradiente sazonal, com médias mensais nos verões em torno de 25°, e invernos entre 13° e 14° (Moreno, 1961). Tais características são resumidas por Nimer (1977) com a classificação “mesotérmico brando super úmido”.

## MATERIAL E MÉTODOS

Nesse tópico são descritos os procedimentos de: (i) pré-processamento das imagens ASTER/TIR através da conversão dos dados de números digitais (DN) para radiância no sensor ( $L_{\text{sen}}$ ); (ii) coleta de amostras de solo em campo; (iii) análise espectrorradiométrica dos principais minerais identificados no solo da área de estudo com base em bibliotecas espectrais de referência (livraria espectral da *Johns Hopkins University* – JHU; Salisbury et al., 1991) e Difractometria de Raio X (DRX); (iv) classificação das imagens ASTER/TIR com base nas principais feições diagnósticas dos minerais sob investigação através de operações interbandas.

### Pré-processamento dos dados ASTER/TIR

Foram utilizadas imagens ASTER nas bandas AST10 a AST14 do infravermelho termal (TIR) no nível 1B de processamento, com correções geométricas e radiométricas aplicadas na versão V003, que implica em ajustes adicionais de correção realizados a partir de maio de 2002 pela NASA. A data de passagem da imagem é de 01 de janeiro de 2004.

Os dados em DN (*digital numbers*) foram convertidos para radiância no sensor ( $\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}\text{sr}^{-1}$ ), conforme descrito a seguir.

Nas imagens ASTER-TIR nível 1B, cada conjunto de DN correspondente às bandas TIR ( $i$ ) é multiplicado pelo seu coeficiente de calibração:

$$L_{\text{sen}}^i = \text{coef}^i \times (DN^i - 1) \quad (1)$$

onde,  $\text{coef}^{10} = 0,006882$ ,  $\text{coef}^{11} = 0,006780$ ,  $\text{coef}^{12} = 0,006590$ ,  $\text{coef}^{13} = 0,005693$  e  $\text{coef}^{14} = 0,005225$ .

O valor de radiância no sensor ( $L_{\text{sen}}$ ) está relacionado à radiância que deixa a superfície ( $L_{\text{sup}}$ ), à transmissividade da atmosfera ( $\tau$ ) e ao trajeto da radiância na atmosfera até o sensor ( $L_{A\uparrow}$ ), definidos na Equação 2 (Ninomiya et al., 2005):

$$L_{\text{sen}} = L_{\text{sup}} \times \tau + L_{A\uparrow} \quad (2)$$

A radiância da superfície ( $L_{\text{sup}}$ ) está relacionada à radiação emitida por um corpo negro ( $L_{CN}$ ), definida pela equação de Planck. A lei de Planck utiliza o modelo de Corpo Negro (CN),

que se comporta como um radiador lambertiano ideal, o qual transforma, numa taxa máxima, toda a energia térmica recebida em energia radiante, conforme definido na Equação 3:

$$M_{\lambda} = \frac{C_1}{\lambda^5 \left[ \exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]} \quad (3)$$

onde,  $M_{\lambda}$  = excitação espectral do corpo negro ( $\text{W}\cdot\text{m}^{-3}$ ),  $\lambda$  = comprimento de onda (m),  $T$  = temperatura absoluta (K),  $C_1 = 3,742 \times 10^8 \text{ Wcm}^{-2}\mu\text{m}^{-4}$  (1ª constante de radiação), e  $C_2 = 1,439 \times 10^4 \mu\text{m}\cdot\text{K}$  (2ª constante de radiação). A radiância espectral do corpo negro ( $L_{CN}$ ) é função da excitação espectral, definida na Equação 4 (Kealy & Hook, 1993):

$$L_{\lambda CN} = \frac{M_{\lambda}}{\pi} \quad (4)$$

Para o cálculo de radiância de superfície, considera-se, dessa forma, a radiação emitida pelo corpo negro, a irradiância hemisférica proporcionada pela atmosfera ( $E_{A\downarrow}$ ), a emissividade de superfície ( $\varepsilon$ ), e a reflectância de superfície ( $\rho$ ), definida na Equação 5 (Ninomiya et al., 2005):

$$L_{\text{sup}} = L_{CN}^{\varepsilon} + \frac{E_{A\downarrow}}{\pi} \rho \quad (5)$$

Sendo que a reflectância de superfície ( $\rho$ ) relaciona-se com a emissividade de superfície ( $\varepsilon$ ) pela lei de Kirchhoff:

$$\rho = 1 - \varepsilon \quad (6)$$

Assim, considerando os parâmetros descritos anteriormente, os valores de radiância para o sensor ASTER são definidos pela equação:

$$L_{\text{sen}}^i = \left( \frac{C_1}{\pi \lambda^{i5}} \cdot \frac{1}{\exp(C_2/\lambda^i \cdot T) - 1} \cdot \varepsilon^i + \frac{E_{A\downarrow}^i}{\pi} \cdot (1 - \varepsilon^i) \right) \cdot \tau^i + L_{A\uparrow}^i \quad (7)$$

onde,  $C_1$  e  $C_2$  (são as constantes de radiação ( $\text{Wm}^{-2}/\mu\text{m}^{-4}$ )),  $T$  é a temperatura de superfície,  $\tau$  transmitância atmosférica em cada banda, e  $\lambda^i$  é o centro de comprimento de onda ( $\mu\text{m}$ ) das bandas ASTER-TIR ( $\lambda^{10} = 8,3$ ;  $\lambda^{11} = 8,65$ ;  $\lambda^{12} = 9,1$ ;  $\lambda^{13} = 10,6$ ;  $\lambda^{14} = 11,3$ ) (Ninomiya et al., 2005).

Os dados ASTER/TIR de emissividade de superfície (AST05) constituem-se sem dúvida numa robusta opção de dados termais. Entretanto, o uso de dados ASTER/TIR nível 1B ( $L_{\text{sen}}$ ) oferece uma maior e bem vinda inserção na comunidade de usuários, visto estarem esses dados prontamente disponíveis. Sobre tudo, se considerarmos o fato de que os tradicionais usuários VNIR/SWIR, já dispõem do “dataset” ASTER completo nesse formato, incluindo assim os dados TIR.

### Composição mineralógica dos solos da área de estudo

Por meio de mapas da área de estudo (geológico, geomorfológico e pedológico) e trabalhos de campo, foram coletadas 30 amostras de solo, em locais de solo exposto. As amostras foram escolhidas segundo a variação de coloração (tabela Munsell) e textura, em pré-classificação de campo, considerando locais com predominância de solos arenosos. As coletas foram realizadas nas profundidades de 0-20 cm, 80-100 cm e 180-200 cm. Para uma comparação direta com a informação passível de ser detectada por um sensor orbital, as amostras do horizonte 0-20 cm foram analisadas por Difractometria de Raio X (DRX). Na Figura 2 são apresentados exemplos de amostras de solos analisadas por DRX e suas respectivas análises granulométricas que melhor representam as características mineralógicas locais.

Nas análises por DRX, o quartzo ( $\text{SiO}_2$ ) foi detectado como o mineral mais abundante (Fig. 2c), o que é corroborado pelas análises granulométricas (Fig. 2b), visto que se trata de um solo eminentemente arenoso. No caso dos argilominerais, a montmorilonita interestratificada com illita ( $\text{KAl}_4(\text{Si}, \text{Al})_8\text{O}_{10}(\text{OH})_{4-4}\text{H}_2\text{O}$ ) foi detectada em todos os pontos. Também foram detectados outros argilominerais do tipo 2:1, de ocorrência menos comum, como a clorita ( $\text{Mg}_2\text{Al}_3(\text{Si}_3\text{Al})\text{O}_{10}(\text{O})_{8-}$ ); vermiculita ( $\text{Mg}_{11}\text{Al}_5\text{FeSi}_{11}\text{O}_{42-4}\text{OH}_2\text{O}$ ) e rectorita ( $\text{NaAl}_4(\text{Si}, \text{Al})_{8020}(\text{OH})_{4-2}\text{H}_2\text{O}$ ). Caulinita ( $\text{Al}_2\text{Si}_2\text{O}_5(\text{OH})_4$ ) e saponita ( $(\text{Mg}, \text{Al}, \text{Fe})_3(\text{Al}, \text{Si})_4\text{O}_{10}(\text{OH})_2$ ) foram determinadas apenas em parte dos pontos de controle e em pequena quantidade. A não detecção de óxidos e hidróxidos de ferro, como hematita ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ) e goethita ( $\text{FeOOH}$ ) pode significar não apenas uma quantidade reduzida desses minerais, como também uma disposição dos mesmos em pequenos agregados, pseudo-partículas ou concreções, sendo que essa disposição e quantidade constituem outros indicadores da compleição arenosa dos solos da área de estudo.

### Caracterização espectral por radiométrica de minerais no infravermelho termal

Como referência do comportamento espectral no infravermelho termal dos principais minerais reconhecidos em campo, foi utilizada a biblioteca espectral da *Johns Hopkins University* (JHU) (Salisbury et al., 1991). Essa biblioteca possui um amplo acervo de assinaturas espectrais em reflectância bidirecional/bicônica no intervalo de 2,0 a  $25\mu\text{m}$ , as quais podem ser utilizadas como referência qualitativa para o estudo de feições diagnósticas, visto que conservam sua forma e posição. Por não se tratarem de dados em reflectância hemisférica (R) (medidas por meio de uma esfera integradora), não é possível o seu uso para estimativas

quantitativas de emissividade, mas sim como referencial teórico (Salisbury et al., 1991; Korb et al., 1996). Dessa forma, por meio da aplicação da lei de Kirchhoff, os espectros foram convertidos para emissividade ( $\epsilon = 1 - R$ ), viabilizando uma análise mais intrínseca ao comportamento espectral dos minerais considerados neste trabalho (Fig. 3).

O comportamento de minerais no TIR apresenta particularidades, principalmente em relação aos silicatos, visto que suas principais feições de absorção ocorrem na faixa centrada em  $10\mu\text{m}$  (Salisbury et al., 1991). Essas feições estão relacionadas à ligação Si-O, a qual apresenta a mínima emissividade e máxima reflectância ("banda *reststrahlen*") nos modos de estiramento de ondas mais curtas para ondas mais longas, definidas por ligações tetraédricas na estrutura cristalina do mineral. Esse comportamento pode ser verificado em silicatos ordinários como o quartzo, que apresenta feições em torno de 8,2 e  $9,3\mu\text{m}$  (Fig. 3), bem como em filossilicatos de compleição argilosa, como os encontrados na área de estudo (e.g. caulinita, esmectita/montmorilonita, saponita), (Salisbury et al., 1991; Hook et al., 1999) (Fig. 2c).

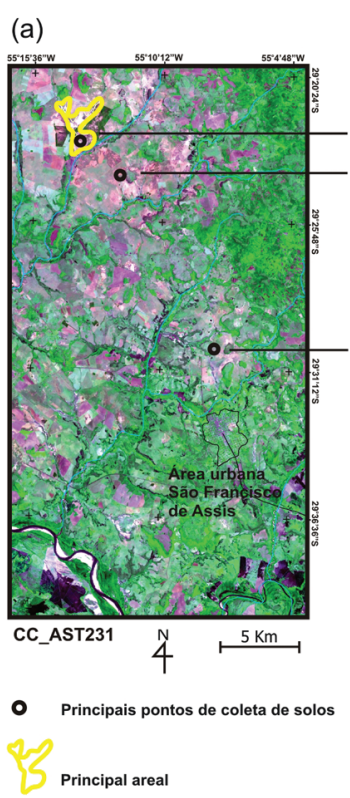
### Estratégia de classificação dos dados termais utilizando parâmetros espaciais da imagem

Os métodos sumarizados no fluxograma da Figura 4 exemplificam a utilização dos dados ASTER/TIR convertidos para radiância no sensor e classificados com base em operações interbandas na imagem. Esse tipo de abordagem dispensa procedimentos de correção atmosférica para algumas dessas operações, desde que a fração sombra topográfica da imagem seja reduzida em função do relevo pouco movimentado, condições essas satisfeitas neste trabalho (Gillespie et al., 1999). Ademais, diferentemente de dados provenientes do VNIR/SWIR (0,4- $2,5\mu\text{m}$ ), a região do infravermelho termal (TIR) (8- $12\mu\text{m}$ ) é favorecida pela menor influência da atmosfera e do relevo na resposta espectral das imagens (Kahle et al., 1993; Ninomiya et al., 2005). Também foram implementados métodos para a redução de ruídos e potencialização da informação dos alvos.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

### Composições coloridas e realce por decorrelação

O realce por decorrelação (RDC) é um método clássico de processamento de dados termais, tendo sido amplamente usado em sensores como o TIMS (*Thermal Infrared Multispectral Scanner*). É eficiente para o aumento da decorrelação interbandas, que diminui a alta correlação típica dos dados TIR (Gillespie et al., 1984;



(b)

Amostra/cm	AREIA	ARGILA	SILTE	DRX Principais componentes minerais	
					TOTAL
P1	0-20	902 - (90)	61 - (6)	37 - (4)	Quartzo, Montmorilonita
	80-100	807 - (81)	131 - (13)	61 - (6)	
	180-200	806 - (81)	104 - (10)	90 - (9)	
P2	0-20	902 - (90)	52 - (5)	46 - (5)	Quartzo, Montmorilonita
	80-100	885 - (88)	60 - (6)	55 - (6)	
	180-200	898 - (90)	49 - (5)	53 - (5)	
P3	0-20	910 - (91)	54 - (5)	36 - (4)	Quartzo, Montmorilonita
	80-100	865 - (87)	83 - (8)	52 - (5)	
	180-200	860 - (86)	86 - (9)	53 - (5)	
P4	0-20	935 - (84)	41 - (4)	24 - (2)	Quartzo, Montmorilonita
	80-100	906 - (91)	54 - (5)	40 - (4)	
	180-200	894 - (89)	59 - (6)	47 - (5)	
P5	0-20	910 - (91)	53 - (5)	37 - (4)	Quartzo, Montmorilonita, Caulinita
	80-100	858 - (86)	87 - (9)	55 - (5)	
	180-200	839 - (84)	103 - (10)	58 - (6)	
P6	0-20	960 - (96)	33 - (3)	7 - (1)	Quartzo, Montmorilonita, Caulinita
	80-100	946 - (95)	41 - (4)	13 - (1)	
	180-200	950 - (95)	39 - (4)	11 - (1)	

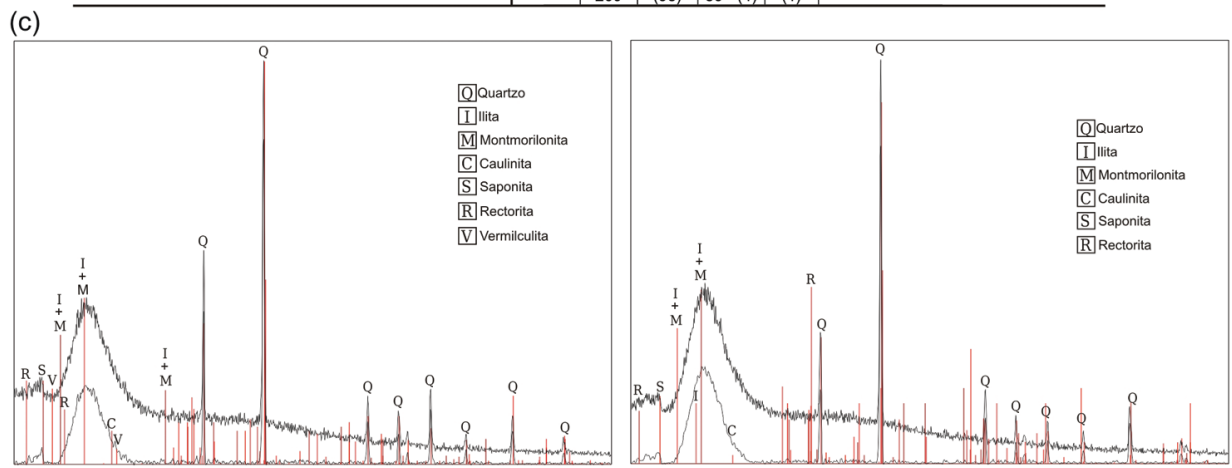
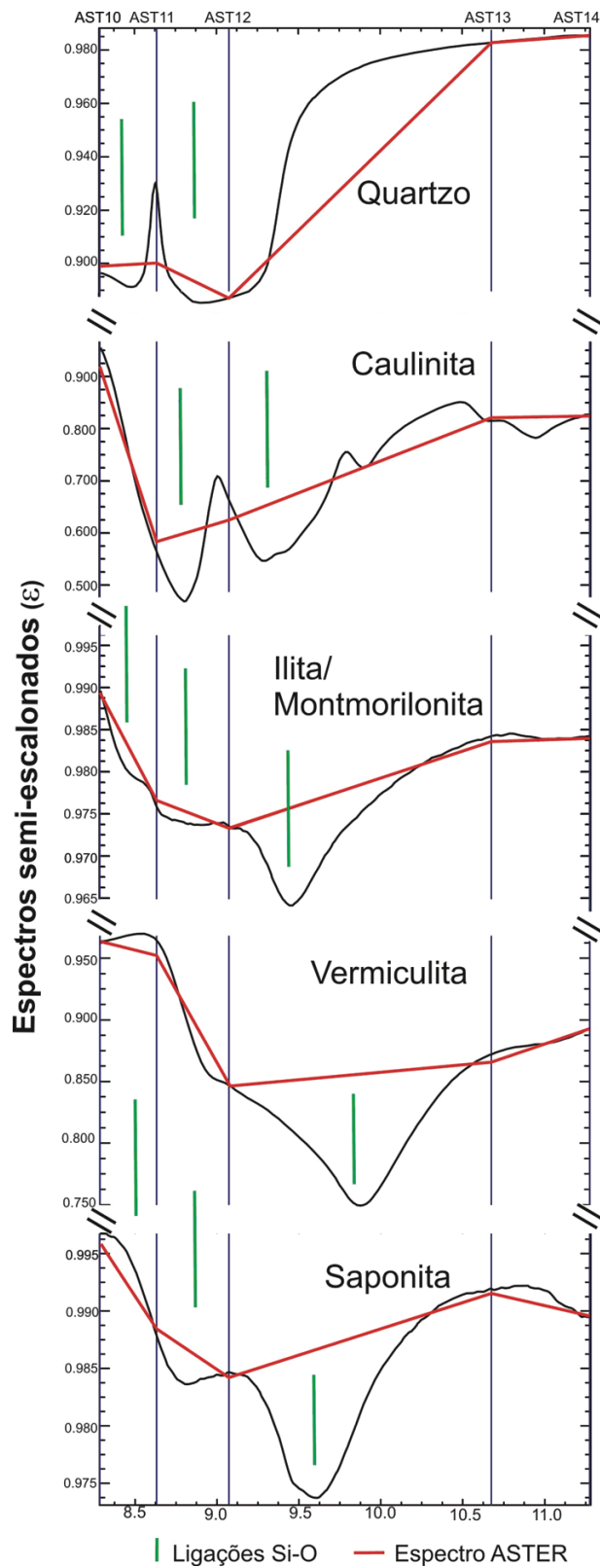
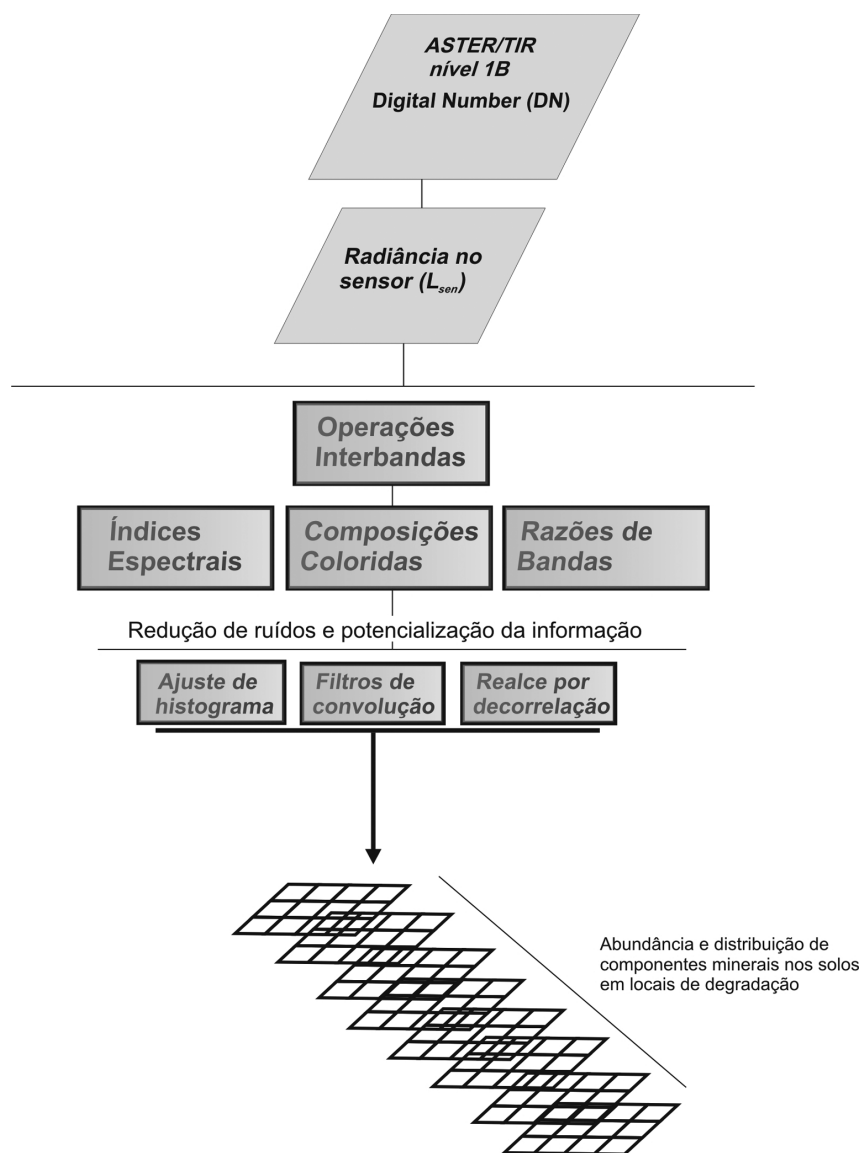


Figura 2 – (a) Pontos de coleta de amostras de solos na área de estudo localizados na composição colorida das bandas ASTER 231 (RGB). (b) Análises granulométricas e (c) de Difratometria de Raio X representativas do conjunto de amostras.



**Figura 3** – Espectros do quartzo e dos principais argilominerais identificados na área de estudo (biblioteca espectral JHU) convertidos para emissividade ( $\epsilon = 1 - R$ ) (linha preta) e re-amostrados para resolução espectral do ASTER (linha vermelha).





**Figura 4** – Fluxograma de etapas de processamento das imagens ASTER/TIR.

Hook et al., 1998; Ramsey et al., 1999). O alto grau de correlação entre bandas em dados termais deve-se ao fato de que os valores de radiância são função direta da temperatura e emissividade da superfície (Vaughan et al., 2005). Essa relação entre os dados gera valores baixos de radiância, os quais são localizados muito próximos na nuvem de pixels numa disposição RGB padrão, acarretando baixo contraste e, por conseguinte, pouca variação tonal entre os canais de cores (Gillespie et al., 1984). Assim, o RDC aumenta o contraste da nuvem de dados, mostrando as variações de emissividade como diferenças de cor e diferenças de temperatura como variações no brilho. Os valo-

res de emissividade relacionam-se com as características dos alvos. Os valores de temperatura dizem respeito, principalmente, a variações do relevo, como sombras topográficas (Gillespie et al., 1999). A grande presença de vegetação também pode afetar o contraste espectral dos dados (Ninomiya et al., 2005), principalmente considerando-se pixels de 90 m de resolução espacial, como é o caso do ASTER.

Outra característica dos dados termais é sua baixa relação sinal/ruído, em função dos baixos valores de radiância em relação aos maiores valores de emissividade terrestre (300 K) nessa região do espectro. Isso acarreta ruídos sistemáticos e genera-

lizados nas imagens (Abrams et al., 2002, Ninomiya et al., 2005). A supressão desses ruídos foi realizada através da implementação de filtros de convolução, com posterior concentração da informação desejada através de ajustes de histograma em alto contraste, conforme exemplificado nos resultados a seguir.

A Figura 5a ilustra o resultado da composição colorida (CC) RGB AST13/AST12/AST10, utilizando dados de radiância. A Figura 5b apresenta o resultado da aplicação do RDC nessa CC. Nessa imagem realçada é possível notar que o pretendido aumento de contraste é generalizado, potencializando também o aparecimento de ruídos contidos na imagem ASTER/TIR. Para supressão dos mesmos optou-se primeiramente pela segregação da informação nos pixels mais claros, por meio do ajuste de histograma, seguido da aplicação de um filtro de convolução de mediana de  $3 \times 3$  pixels ( $270 \times 270$  m). O tamanho da janela do filtro baseou-se no tamanho mínimo que alvos de controle podem alcançar (manchas de solo exposto com aprox.  $50 \times 50$  m). O resultado desse procedimento é ilustrado nas Figuras 5c e 5d.

A CC AST13/AST12/AST10 (RGB) oferece uma ampla cobertura de minerais (Fig. 5c) (Hook et al., 1999). Nessa composição, as bandas AST12 ( $9,07 \mu\text{m}$ ) e AST10 ( $8,2 \mu\text{m}$ ), alocadas, respectivamente, nos filtros verde e azul, compreendem as faixas espectrais onde a emissividade do quartzo é baixa, em contraposição à alta emissividade deste mineral na banda AST13 ( $10,6 \mu\text{m}$ ), alocada ao filtro vermelho (Fig. 3 – item 3.3). Dessa forma, essa combinação identifica áreas ricas em quartzo com pixels em vermelho. Locais que apresentam misturas entre quartzo e argilominerais, os quais indicam alta emissividade na região em torno de  $8 \mu\text{m}$  (AST10 –  $8,125 \mu\text{m}$ ), são identificadas por pixels em tons de magenta. Pixels verdes podem estar associados a solos ricos em argilominerais ou com presença de vegetação rasteira (Fig. 5c). Isso ocorre devido à baixa emissividade dos argilominerais ( $0,55 \mu\text{m}$ ), muito próxima a da vegetação enquanto alvo mais abundante (*background*).

A CC AST14/AST13/AST12 oferece uma melhor discriminação de áreas ricas em quartzo, mapeadas em pixels amarelos, visto que atribui os filtros verde e vermelho para as bandas AST14 ( $11,32 \mu\text{m}$ ) e AST13 ( $10,66 \mu\text{m}$ ), ambas cobrindo regiões de alta emissividade do quartzo em torno de  $11 \mu\text{m}$  (Fig. 3 – item 3.3) (Vaughan et al., 2005). Essa combinação favorece a separação entre quartzo e argila, visto que o filtro azul é atribuído à banda AST12, que cobre uma região do espectro ( $\sim 9 \mu\text{m}$ ) com baixa emissividade do quartzo e alta emissividade de argilominerais, como a caulinita e montmorilonita (Vaughan et al., 2005). Nessa composição, a identificação da mistura entre quartzo e argilominerais é evidenciada por meio de pixels verdes. Áreas ricas em

quartzo aparecem em amarelo e áreas com presença de argilominerais em azul (Fig. 5d). Em ambas as composições as áreas com vegetação são identificadas por pixels escuros.

Comparando-se os resultados da RDC da composição colorida AST13/AST12/AST10 sobre a banda AST3 e a CC\_AST231 (VNIR), referentes à principal mancha de areal (detalhes – Fig. 6f), pode-se observar a separação de áreas em vermelho intenso associadas ao quartzo. Esses setores apresentam correlação com pixels mais claros na CC\_AST231, visto que a areia possui alta reflectância e em quantidades proporcionais em todos os comprimentos do VNIR/SWIR (detalhes – Fig. 6c). Porém, áreas adjacentes, com leve coloração vermelha na CC\_AST231, que podem estar associadas à presença de argilominerais, encontram-se entremeadas por vegetação rasteira em ambos os detalhes nas Figuras 6c e 6b. Essas mesmas manchas estão associadas a pixels verdes nas Figuras 6e e 6f (AST13/AST12/AST10), conforme explicitado anteriormente. Embora a vegetação mais densa, identificada por pixels de verde intenso nas CC\_AST231 (Figs. 6a, 'c', 'b'), não seja destacada no produto derivado do RDC (pixels escuros nas Figuras 6d, 'e', 'f'), a associação de argilominerais à vegetação rasteira torna sua identificação, para pequenas áreas, um tanto genérica.

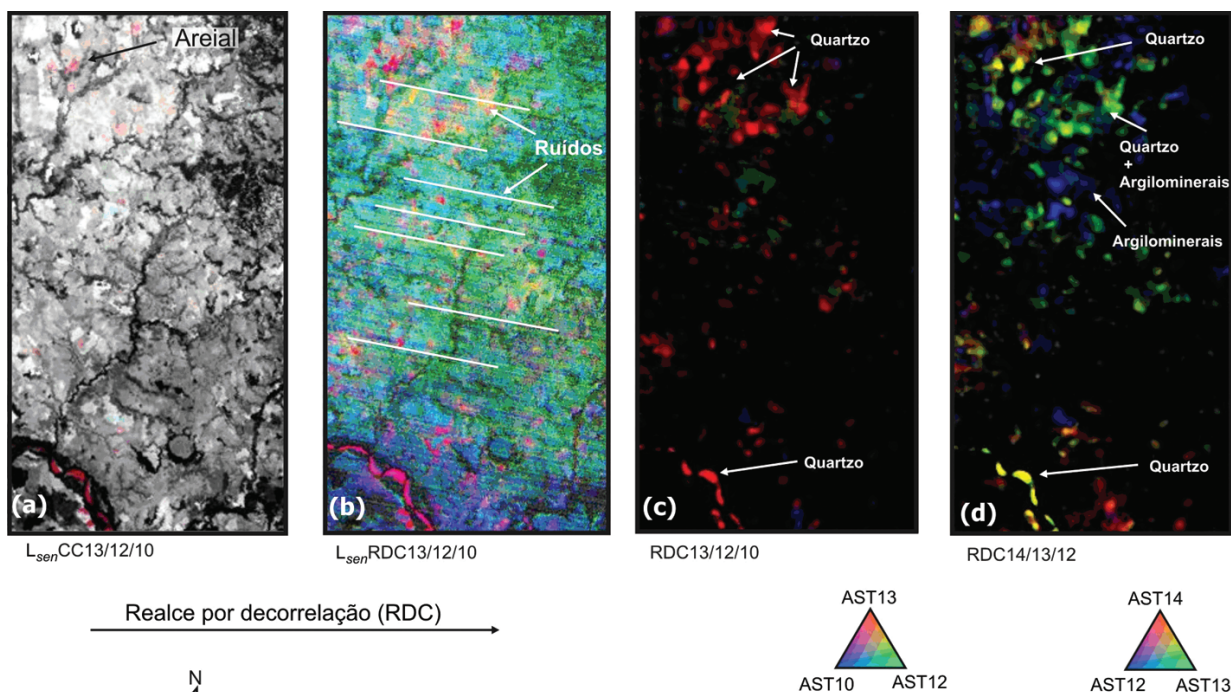
### Índices Espectrais

Com base nas premissas de mapeamento discutidas anteriormente, foram utilizados índices espectrais e razão de bandas nas imagens ASTER/TIR e ASTER/SWIR, conforme descrição na Tabela 1.

O índice 1 (Tab. 1) fornece altos valores de brilho da banda AST11 relativo à soma das bandas AST10 e AST12, na primeira parte da expressão. Na segunda parte do índice são destacados pixels com altos valores de brilho relativo às bandas AST13 e AST12. Portanto, explora-se integralmente as feições de baixa emissividade do quartzo nas bandas AST10 e AST12 em relação às bandas AST11 e AST13 (Rockwell & Hofstra, 2008).

O índice 2 destaca áreas com altos valores de brilho como produto das bandas AST11 e AST12. Filossilicatos de compleição argilosa tais como vermiculita, saponita e nontronita, além dos aqui investigados, apresentam altos valores de emissividade na banda AST10 em relação às bandas AST11 e AST12, as quais apresentam feições diagnósticas muito mais inconstantes segundo o tipo mineral (Fig. 3 – item 3.3). A razão 3 objetiva estimar a mistura entre caulinita e quartzo (%), através das bandas AST11 e AST12 (Tab. 1).

Os índices 4 e 5 foram aplicados a dados ASTER/SWIR corrigidos para os efeitos da atmosfera e convertidos para a re-



**Figura 5** – Resultado das composições coloridas (CC) ASTER/TIR para o mapeamento de minerais na área de estudo: (a) CC\_AST13/12/10 ( $L_{sen}$ ); (b) RDC aplicado à composição colorida AST13/12/10, ainda com presença de ruídos sistemáticos; (c) CC\_AST13/12/10 com RDC e supressão de ruídos (ajuste de histograma e filtro de mediana  $3 \times 3$ ), com destaque, em vermelho, para áreas ricas em quartzo. (d) RDC e supressão de ruídos aplicados à CC\_AST14/13/12. Nesta composição, áreas com mistura entre quartzo e argilas estão classificadas em pixels de cor verde.

flectância ( $L_{sup}$ ) (Tab. 1) (Vicente et al., 2009). Também foi aplicado a esses dados máscaras para: (i) supressão de baixos valores de albedo (sombra e água) com base na banda AST4; (ii) redução da influência da vegetação nas leituras de solo através de máscara NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Objetiva-se assim, comparar os resultados das imagens ASTER/TIR com outra região do espectro, apta para a detecção de argilominerais através de feições diagnósticas relacionadas a vibrações da molécula OH. Os índices SWIR são voltados, respectivamente, para detecção de argilominerais genéricos (Hewson et al., 2005) e de esmectitas e illita (Bierwirth, 2002 *apud* Kalinowski & Oliver, 2004), minerais comuns na área de estudo.

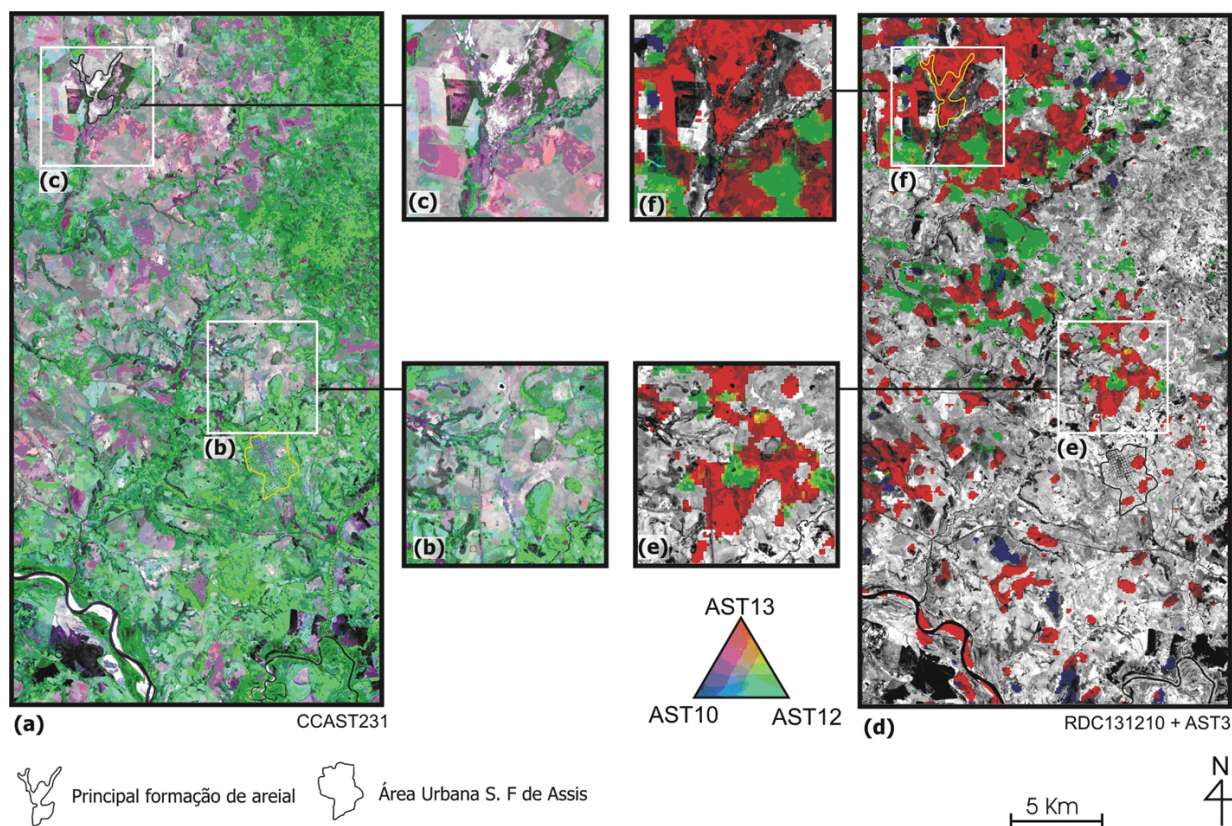
Foram utilizados na imagem ASTER/TIR os mesmos procedimentos para redução de ruído e potencialização da informação descritos no item anterior (Fig. 7).

Foram mapeadas áreas ricas em quartzo apresentadas na Figura 7a, com destaque para o principal areal à noroeste da cena, com pixels em vermelho intenso, denotando grande quantidade deste mineral (Fig. 7:1). Destaca-se também área bastante pronunciada de deposição de areia ao sul, às margens do rio Ibicuí (Fig. 7:4), bem como demais locais visitados com solo arenoso

exposto (Figs. 7: 2 e 3). Todos os recortes da cena em destaque na Figura 7a possuem áreas destacadas de maneira análoga na CC\_AST231 (Fig. 7b). Através dessa figura é possível observar que áreas com alta reflectância no VNIR, resultado da presença de quartzo nesses locais correspondem a locais com pixels classificados em vermelho.

Áreas com presença de argilominerais são apresentadas na Figura 7c através dos recortes: 5, 6, 7, 8 e 9, as quais podem ser observadas também na composição CC\_AST231 (Fig. 7b). Todas são áreas coincidentes com solo exposto e de matiz avermelhada na CC\_AST231, denotando a presença de argilas, conforme verificado em visita a campo, onde foi observada a presença de solos menos friáveis. Em relação aos resultados das composições coloridas (item 4.1), nota-se uma redução da influência da vegetação nas áreas com argilominerais. Em ambas as figuras, a área vegetada encontra-se mapeada por pixels escuros.

O comportamento espectral peculiar das feições diagnósticas da caulinita na banda AST11, e do quartzo na banda AST12, propiciou uma quantificação direta da participação relativa desses minerais variando entre 10 e 90%. A caulinita prevalece na mistura através do seu principal gradiente na banda AST11, na



**Figura 6** – Comparação do produto gerado a partir do RDC das bandas AST13/12/10 com a CC\_AST231 (Fig. a, d). Por meio das figuras (b), (c), (e) e (f) é possível observar detalhes de ambas as imagens, com ênfase em áreas ricas em quartzo e sua separação dos argilominerais.

ordem de até 40% de caulinita para 60% de quartzo. Acima deste limiar o quartzo passa a dominar na mistura, denotando seu comportamento espectral típico, com alta emissividade na banda AST11 e baixa na banda AST12 (Lima, 2003; CSIRO, 2005). Isso é demonstrado na Figura 8a através de um modelo linear de mistura interbandas.

Para facilitar a visualização, o resultado da razão AST11/12 foi sobreposto à banda AST3 (NIR) (Figs. 8b e 8d) e comparado a CC AST231 (RGB), onde as áreas com quartzo correspondem a pixels mais claros na imagem (Figs. 8c e 8e).

Mesmo em locais de solo exposto com ocorrência de argilominerais, observa-se a pouca presença de caulinita, o que é corroborado pelos difratogramas das amostras de solo. Nos poucos locais com pixels classificados em azul indicando misturas entre caulinita e quartzo (Figs. 8b e 8d), verifica-se uma forte influência da vegetação rasteira, conforme pode ser verificado na CC\_AST231 das Figuras 8c e 8e. Essa influência diminui na proporção do aumento de emissividade do alvo e, por conseguinte, da maior presença de quartzo nos pixels verdes das Figuras 8b e 8d (misturas de 30-70% entre quartzo e caulinita)

até o magenta (misturas de 90-10% entre quartzo e caulinita).

Dessa forma, em conformidade com resultados anteriores, os pixels com matiz avermelhado na CC\_AST231 correspondem mais fortemente a locais com presença de argilominerais relacionados ao grupo das esmectitas.

### Comparação dos resultados ASTER/TIR e SWIR

A comparação entre os índices e razões baseados em bandas do SWIR e TIR permitiu verificar a performance dos índices TIR para a separação do quartzo e a influência deste mineral nas bandas do espectro refletido.

Nas classificações resultantes dos índices TIR, foi possível a separação entre quartzo e argilominerais e a determinação da presença e abundância desses minerais (Figs. 9c e 9d). Isso pode ser verificado comparando-se os mesmos recortes da imagem TIR classificadas (Figs. 9: c1, c2, c3, d1, d2 e d3) com imagens das mesmas áreas em detalhes equivalentes nas CC\_AST231 (Figs. 9: 1, 2 e 3).

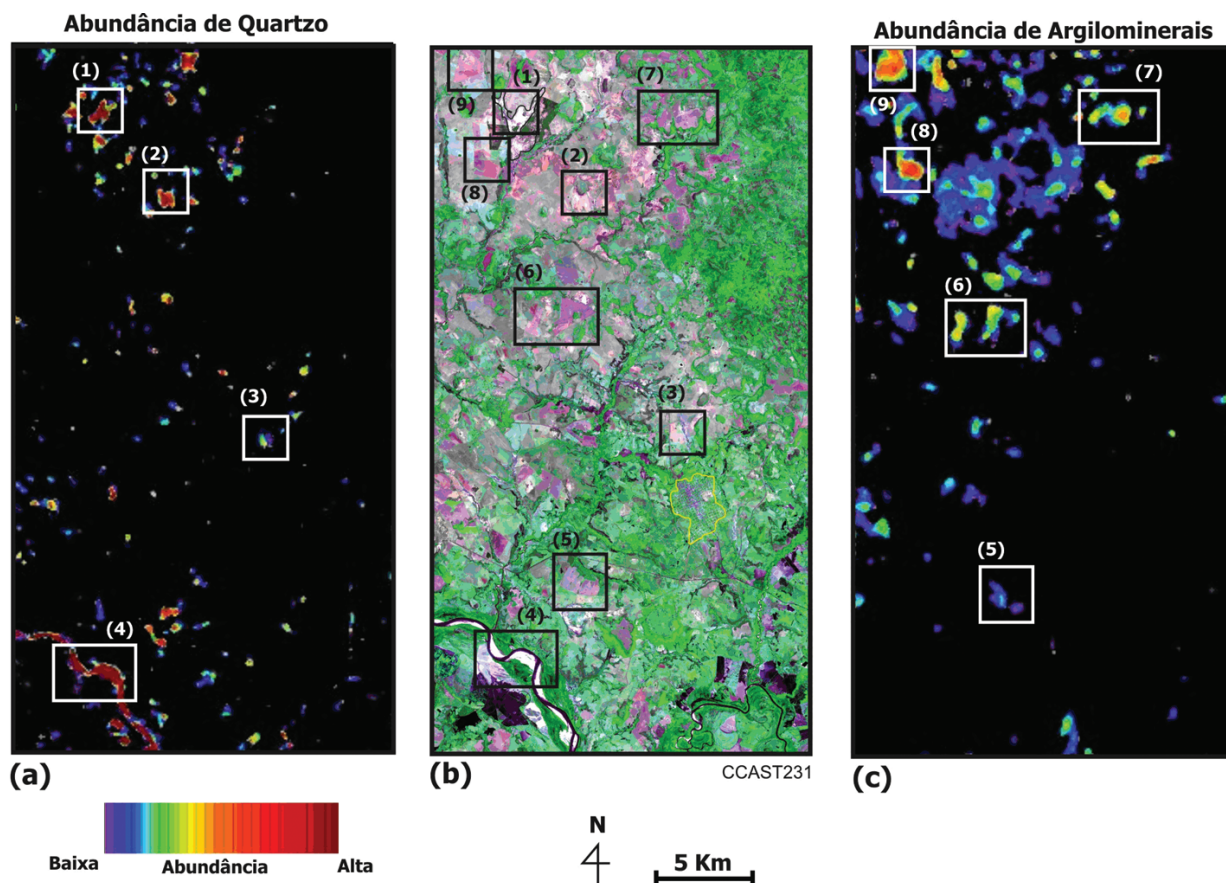
Observando-se os resultados dos índices 3 e 4 do SWIR

**Tabela 1** – Índices espectrais aplicados às bandas do sensor ASTER. Foram utilizadas bandas ASTER/SWIR: 5-2,145 a 2,185 $\mu\text{m}$ ; 6-2,185 a 2,225 $\mu\text{m}$  e 7-2,235 a 2,285 $\mu\text{m}$ ; e bandas ASTER/TIR: 10-8,125 a 8,475 $\mu\text{m}$ ; 11-8,475 a 8,825 $\mu\text{m}$ ; 12-8,925 a 9,275 $\mu\text{m}$  e 13-10,250 a 10,950 $\mu\text{m}$ .

Objetivo	Relação de bandas ASTER utilizadas	Máscara	Principais feições diagnósticas	Referência
(1) Separação de quartzo dos demais componentes minerais	$\text{AST11}/(\text{AST10} + \text{AST12}) * \text{AST13}/\text{AST12}$	Não	Abundância de quartzo – 8,300 $\mu\text{m}$ e 9,100 $\mu\text{m}$	Rockwell & Hofstra, 2008
(2) Separação de argilominerais com ênfase em filossilicatos de compleição argilosa	$\text{AST10}/\text{AST11} * \text{AST12}$	Não	Abundância de filossilicatos – 8,300 $\mu\text{m}$	Proposto neste trabalho
(3) Separação entre caulinita e quartzo em %	$\text{AST11}/\text{AST12}$	Não	Abundância de quartzo – 8,300 $\mu\text{m}$  Abundância de caulinita – 9,100 $\mu\text{m}$	CSIRO, 2005
(4) Detecção esmectitas e illita	$(\text{AST5} + \text{AST7})/\text{AST6}$	Máscara 1: redução da influência da vegetação fotossinteticamente ativa (VFA) devido à componente OH  Máscara 2: supressão de valores de baixo albedo (sombra, água)	Abundância de esmectitas e illita – 2,205 $\mu\text{m}$	Hewson et al., 2005
(5) Detecção de argilominerais (genéricos)	$(\text{AST5} * \text{AST7})/(\text{AST6} * \text{AST6})$	Máscara 1: redução da influência da vegetação fotossinteticamente ativa (VFA) devido à componente OH  Máscara 2: supressão de valores de baixo albedo (sombra, água)	Abundância de argilominerais genéricos – 2,165 $\mu\text{m}$ e 2,205 $\mu\text{m}$	Bierwirth, 2002 <i>apud</i> Kalinowski & Oliver, 2004

(Figs. 9a e 9b) verifica-se uma acentuada influência dos altos níveis de reflectância do quartzo na medida de uma superestimação da presença de argilominerais. Isso pode ser verificado comparando-se a classificação dos índices das Figuras 9: a1, a2, a3, b1, b2 e b3 com as mesmas áreas em detalhe na

CC\_AST231 (Figs. 9: 1, 2 e 3). Nesses locais, áreas com alta reflectância pela predominância de quartzo, entre as quais o principal areal da área de estudo e as margens do rio Ibicuí (Figs. 9: 1 e 2), foram classificadas pelos índices ASTER/SWIR como possuindo abundância de argilominerais, o que de fato não



**Figura 7** – Mapeamento de presença e abundância de quartzo (a) e argilominerais (c) utilizando índices espectrais com ajuste de histograma e filtro de mediana (3×3) aplicados. Para melhor visualização dos resultados, trechos mapeados foram destacados em ambas as imagens ASTER/TIR e podem ser visualizados numa CC\_AST231 (Fig. b) de área equivalente nas Figuras de 1 a 9.

ocorre. Essa é uma imprecisão que ocorre devido à alta reflectância do quartzo em todos os comprimentos de onda do VNIR/SWIR e sua abundância na área de estudo, o que acaba acentuado a informação espectral dos argilominerais segregada pelos índices.

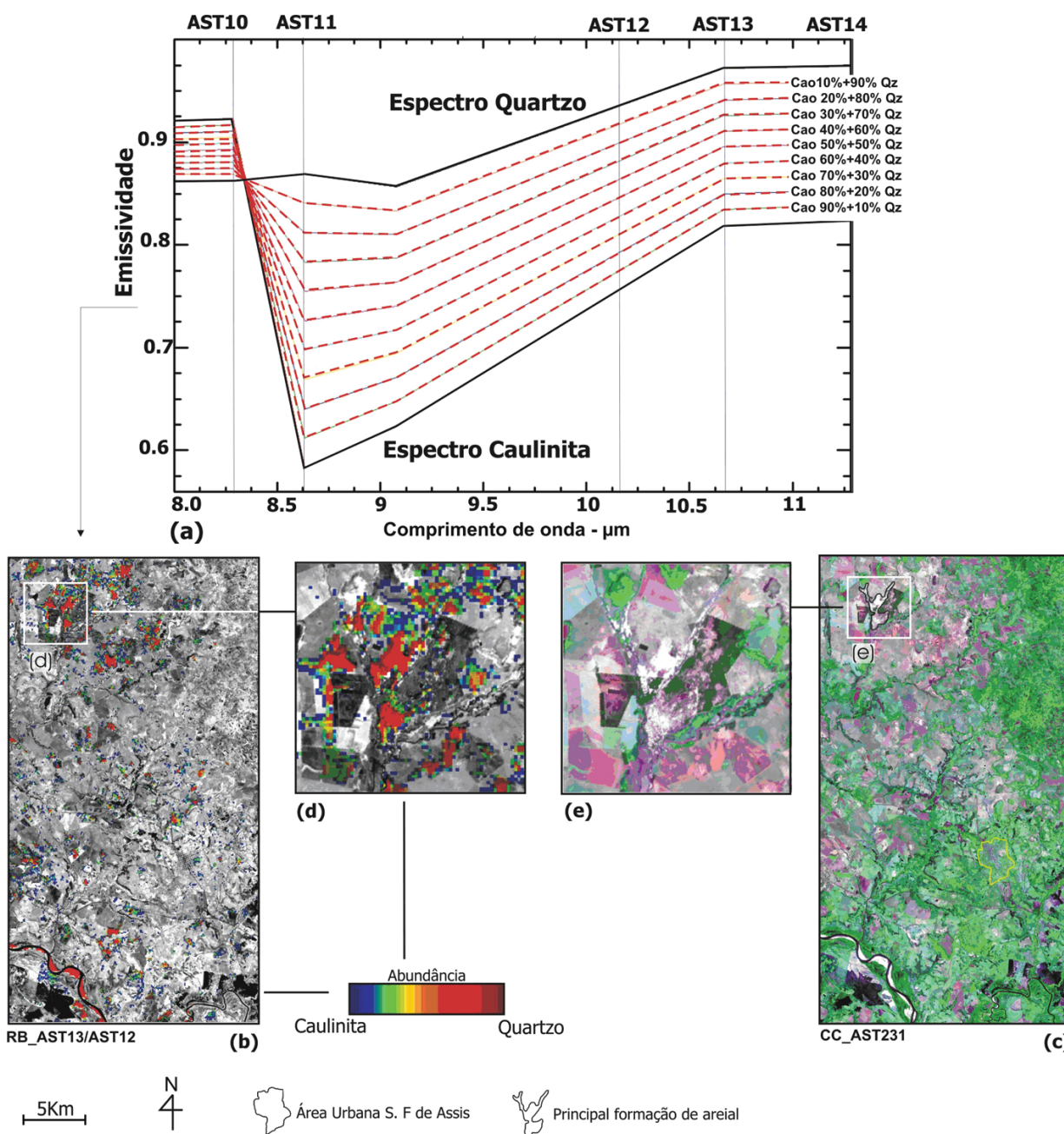
Verificou-se que mesmo com a supressão das frações de baixo albedo nos dados SWIR (item 4.2) existe uma forte influência relativa à umidade de solos, conforme observa-se na Figura 9:2 (CC\_AST231) com detalhe de área de solo exposto pertencente a planície aluvionar do rio Ibicuí, a qual apresenta pixels com acentuado matiz vermelho. Isso ocorre porque a umidade local potencializa a absorção da radiação eletromagnética, causando um escurecimento nos padrões tonais dos pixels desses locais, sendo que essa influência é inexistente nas imagens TIR (Figs. 9: c2 e d2).

No que se refere à influência da vegetação, a Figura 9:3 exhibe detalhe de dois cerros que apresentam bordas de solo exposto de alta reflectância, resultado de deposição de areia na base dos

mesmos e conseqüente abundância de quartzo. Em locais adjacentes verifica-se também a presença de vegetação rasteira (cor verde na CC\_AST231, Fig. 9:3). A despeito do tamanho dos pixels dos dados TIR (90 m) e da pequena escala da área sob enfoque, observa-se a correta classificação dos pixels com maior abundância de quartzo (Fig. 9: c3), bem como a indicação de pequenas áreas com possível presença de argilominerais (Fig. 9: d3). Mesmo com acentuada profusão de vegetação rasteira, observa-se a sua mínima influência em ambas as classificações TIR, resultando em pixels não classificados (cor branca), sobretudo os próprios cerros, que apresentam esse tipo de vegetação.

## CONCLUSÕES

As técnicas aplicadas demonstraram variações de precisão, porém, de maneira equânime, conseguiram extrair informações relevantes para a compreensão dos processos de degradação de terras, tanto no que diz respeito ao comportamento espectral



**Figura 8** – Modelo linear de mistura para separação de quartzo e caulinita. (a) Separação entre quartzo e caulinita por meio da inversão típica de suas feições diagnósticas nas bandas AST10 e AST11. (b) (c) Comparação do resultado da razão de bandas AST11/AST12, sobreposta a banda AST3 (b), com uma composição colorida AST231 (em RGB) (c). Para melhor visualização da principal formação de areial, detalhes são fornecidos nas Figuras (d) e (e). Os locais de maior abundância de quartzo aparecem em vermelho nas Figuras (b) e (d).

dos alvos no TIR, quanto para o uso geral dessa região do espectro para o mapeamento remoto. Neste sentido, contribuiu para uma melhor avaliação das técnicas, a comparação de resultados derivados de diferentes regiões do espectro eletromagnético, no caso ASTER/VNIR-SWIR e TIR, obtidos de: (i) ma-

neira isonômica, (ii) sob as mesmas condições atmosféricas e de iluminação, (iii) e com enfoque nos mesmos materiais sob investigação. Como principal resultado da análise comparativa entre essas regiões do espectro obteve-se a estimativa da influência da vegetação na geração de falsos positivos. Essa in-





titas como o principal mineral da área sugere dois cenários possíveis: o primeiro remete a uma origem autóctone destes minerais num conjunto de solos pouco intemperizados, com predominância do horizonte C. O segundo cenário, e mais provável, pressupõe o transporte destes argilominerais de formações litológicas próximas. A presença de minerais do grupo das esmectitas em solos arenosos em regiões úmidas não é comum, porém, já foi verificada na região de São Pedro – SP (Demattê & Holowaychuck, 1977) e na região de Assis-SP (Vicente et al., 2005). Nestes casos, sua origem alóctone é atribuída ao mesmo material, o arenito Botucatu. Essa formação também está presente no contexto lito-pedológico da área de estudo deste trabalho, localizada ao longo de sua porção mais elevada ao norte. As diferenças e predominâncias entre esses processos de intemperismo e sua espacialização são importantes parâmetros no entendimento/monitoramento da arenização.

Assim, a utilização de dados ASTER/TIR no formato de radiância no sensor demonstrou praticidade e satisfatória operacionalidade para os objetivos desse trabalho, em relação a procedimentos de pré-processamento mais complexos. Esse fato amplia o acesso desses dados a usuários de diversos níveis, fomentando novas aplicações de produtos do sensor em Geociências. Espera-se com isso que o uso do conjunto de técnicas explicitados nesse artigo sirva de referência para novas abordagens com base em dados termais.

## AGRADECIMENTOS

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP – projeto de pós-doutorado processo nº 2007/03882-3) e CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – Projeto Universal processo nº 477281/2008-7). Ao Prof. Roberto Verdum pelas informações da área de estudo. CRSF agradece ao CNPq pela bolsa de Produtividade em Pesquisa.

## REFERÊNCIAS

- ABRAMS M, HOOK S & RAMACHANDRAN B. 2002. ASTER User Handbook (version 2). NASA Jet Propulsion Laboratory (JPL), 135 p.
- AZEVEDO AC & KAMINSKI J. 1995. Considerações sobre os solos dos campos de areia no Rio Grande do Sul. *Ciência e Ambiente*, 11: 65–79.
- BRADY NC. 1989. *Natureza e propriedades dos solos*. Rio de Janeiro: Freitas Bastos, 878 p.
- CUDAHY TJ, OKADA K, YAMATO Y, HUNTINGTON JF & HACKWELL JA. 2000. Mapping skarn alteration mineralogy at Yerington, Nevada, using airborne hyperspectral TIR SEBASS imaging data. In: ERIM Proceedings of the 14<sup>th</sup> International Conference on Applied Geologic Remote Sensing, p. 70–79.
- CSIRO. Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization. 2005. Disponível em: <<http://www.syd.dem.csiro.au/research/MMTG/Exploration/ASTER/ASTER.htm>>. Acesso em: 25 set. 2005.
- DEMATTÊ JLI & HOLOWAYCHUCK N. 1977. Solos da região de São Pedro, Estado de São Paulo: II mineralogia. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 1: 99–103.
- DEMATTÊ JAM, TOLEDO AMA & SIMÕES MS. 2004. Metodologia para reconhecimento de três solos por sensores: laboratorial e orbital. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 28(5): 877–889.
- FORMAGGIO AR, EPIPHANIO JCN, VALERIANO MM & OLIVEIRA JB. 1996. Comportamento espectral (450-2450 nm) de solos tropicais de São Paulo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 20(3): 467–474.
- GALVÃO LS, ALMEIDA-FILHO R & VITORELLO I. 2005. Spectral discrimination of hydrothermally altered materials using ASTER short-wave infrared bands: Evaluation in a tropical savannah environment. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 7: 107–114.
- GILLESPIE AR, KAHLE AB & PALLUCONI FD. 1984. Mapping alluvial fans in Death Valley, California, using multichannel thermal infrared images. *Geophysical Research Letters*, 11(11): 1153–1156.
- GILLESPIE AR, ROKUGAWA S, MATSUNAGA T, COTHERN JS, HOOK SJ & KAHLE AB. 1999. Temperature/emissivity separation algorithm theoretical basis document, version 2.4. USA: National Aeronautics and Space Administration (NASA), 64 p.
- HALES K, NEELIN JD & ZENG N. 2004. Sensitivity of tropical land climate to leaf area index: role of surface conductance *versus* albedo. *American Meteorological Society*, 17: 1459–1473.
- HANAN NP, PREVOST Y, DIOUF A & DIALLO O. 1991. Assessment of desertification around deep wells in the Sahel using satellite imagery. *Journal of Applied Ecology*, 28(1): 173–186.
- HEWSON RD, CUDAHY TJ, MIZUHIKO S, UEDA K & MAUGER AJ. 2005. Seamless geological map generation using ASTER in the Broken Hill-Curnamona Province of Australia. *Remote Sensing of Environment*, 99: 159–172.
- HOOK SJ, CUDAHY TJ, KAHLE AB & WHITBOURN LB. 1998. Synergy of active and passive airborne thermal infrared systems for surface compositional mapping. *Journal of Geophysical Research*, 103(18): 269–276.
- HOOK SJ, ABBOTT EA, GROVE C, KAHLE AB & PALLUCONI FD. 1999. Use of multispectral thermal infrared data in geological studies. In: RENCZ AN (Ed.). *Manual of remote sensing: Remote sensing for the Earth sciences*. v.3, (3<sup>rd</sup> ed.), p. 59–110. New York: John Wiley and Sons.

- HUETE AR, LIU H, LIRA GR, BATCHILY K & ESCADAFAL R. 1994. A soil color index to adjust for soil and litter noise and vegetation index imagery of arid regions. *IEEE*, 1042–1043.
- HUNT GR & SALISBURY JW. 1971. Visible and near infrared spectra of minerals and rocks: II Carbonates. *Modern Geology*, 2: 23–30.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2003a. Mapa Geológico 1:250 000 – folhas SH.21-X-D e SH.21-Z-B.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2003b. Mapa Geomorfológico 1:250 000 – folhas SH.21-X-D e SH.21-Z-B.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2003c. Mapa Pedológico 1:250 000 – folhas SH.21-X-D e SH.21-Z-B.
- IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change. 2003. Good practice guidance for land use, land-use change and forestry. In: IPCC National Greenhouse Gas Inventories Programme, Hayama, Japan. 295 pp.
- KAHLE AB & GOETZ AFH. 1983. Mineralogic information from a new airborne thermal infrared multispectral scanner. *Science*, 222: 24–27.
- KAHLE AB, MADURA DP & SOHA JM. 1980. Middle infrared multispectral aircraft scanner data: Analysis for geological applications. *Applied Optics*, 19: 2279–2290.
- KAHLE AB, PALLUCONI FD & CRISTENSEN PR. 1993. Thermal emission spectroscopy: application to Earth and Mars. In: PIETERS CM & ENGLERT PAJ (Eds.). *Remote geochemical analysis: Elemental and mineralogical composition*. Topics in Remote Sensing 4, p. 99–120. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- KALINOWSKI A & OLIVER S (Org.). *ASTER Mineral Index Processing Manual*. Remote Sensing Applications, Geoscience Australia, 37 p.
- KASSAS M. 1995. Desertification: A general review. *Journal of Arid Environments*, 30: 115–128.
- KEALY S & HOOK SJ. 1993. Separating Temperature and Emissivity in Thermal Infrared Multispectral Scanner Data: Implications for Recovering Land Surface Temperatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31: 6.
- KORB AR, DYBWAD P, WADSWORTH W & SALISBURY JW. 1996. Portable FTIR spectrometer for field measurements of radiance and emissivity. *Applied Optics*, 35: 1679–1692.
- LATZ K, WEISMILLER RA, VAN SCOYOC GE & BAUMGARDNER MF. 1984. Characteristic variation in spectral reflectance of selected Alfisols. *Soil Science Society of American Journal*, 48: 1130–1134.
- LIMA VS. 2003. Assinaturas espectrais de gossans associados a mineralizações de Pb-Zn-Ba na Bacia de Irecê (BA): um estudo baseado em dados dos sensores TM e ASTER. Dissertação de mestrado (Geologia) – Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, Campinas – SP, 154 p.
- MORENO JA. 1961. O clima do Rio Grande do Sul. *Boletim Geográfico do Rio Grande do Sul*. Porto Alegre, ano 6, 11: p. 134.
- NANNI MR & DEMATTÊ JAM. 2006. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. *Soil Science Society of American Journal*, 70: 393–407.
- NIMER E. 1977. Clima. In: *Geografia do Brasil: Região Sul*. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 35–79.
- NINOMIYA Y, FU B & CUDAHY TJ. 2005. Detecting lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) multispectral thermal infrared “radiance-at-sensor” data. *Remote Sensing of Environment*, 99: 127–139.
- RAMSEY MS, CHRISTENSEN PR, LANCASTER N & HOWARD DA. 1999. Identification of sand sources and transport pathways at the Kelso Dunes, California, using thermal infrared Remote Sensing. *Geol. Soc. Amer. Bull.*, 111: 646–662.
- ROBINOVE CJ, CHAVEZ PS, GEHRING D & HOLMGREN R. 1981. Arid land monitoring using Landsat albedo difference images. *Remote Sensing of Environment*, 11: 133–156.
- ROCKWELL BW & HOFSTRA AH. 2008. Identification of quartz and carbonate minerals across northern Nevada using ASTER thermal infrared emissivity data – Implications for geologic mapping and mineral resource investigations in well-studied and frontier areas. *Geosphere*, 4(1): 218–246.
- SALISBURY JW, WALTER LS, VERGO N & D'ARIA DM. 1991. *Infrared (2.1-25 micrometers) Spectra of Minerals*. USA: Johns Hopkins University Press, 294 p.
- SCHMUGGE T, FRENCH A, RITCHIE JC, RANGO A & PELGRUM H. 2002. Temperature and emissivity separation from multispectral thermal infrared observations. *Remote Sensing of Environment*, 79: 189–198.
- SUERTEGARAY DMA, GUASSELLI LA & VERDUM R (Org.). 2001. *Atlas da Arenização: sudoeste do Rio Grande do Sul*. Porto Alegre: Rio Grande do Sul, Secretaria Estadual de Coordenação e Planejamento, 84 p.
- VAUGHAN RG, HOOK SJ, CALVIN WM & TARANIK JV. 2005. Surface mineral mapping at Steamboat Springs, Nevada, USA, multi-wavelength thermal infrared images. *Remote Sensing of Environment*, 99: 140–158.
- VERDUM R. 1997. *Approche Géographique des “déserts” dans les communes de São Francisco de Assis et Manuel Viana, État du Rio Grande do Sul, Brésil*. Tese de Doutorado. Université de Toulouse Le Mirail. Toulouse. 211 p.
- VERSTRAETE MM & SCHWARTZ SA. 1991. Desertification and global change. *Vegetation*, 91: 3–13.
- VICENTE LE, SOUZA FILHO CR & PEREZ FILHO A. 2005. Mapeamento de formações arenosas em fragmentos de Cerrado utilizando dados e produtos do sensor ASTER. In: *Simp. Bras. Sens. Rem.*, 12., Goiânia, INPE/SELASR. p. 3419–3426. Disponível em: <<http://www.ltid.inpe.br/sbsr2005>>. Acesso em: 25 jul. 2005.

- VICENTE LE, BOLFE EL, SOUZA FILHO CR & NUNES GM. 2009. Mapeamento de corte seletivo na floresta amazônica utilizando dados do sensor ASTER e análise de correlação. In: Simp. Bras. Sens. Rem., 14., Natal, INPE/SELASR. p. 3135–3142. Disponível em: <<http://www.ltid.inpe.br/sbsr2009>>. Acesso em: 30 nov. 2009.
- VITOUSEK PM, MOONEY HA & MELILLO JM. 1997. Human domination of Earth's ecosystems. *Science*, 277: 494–499.
- WESSMAN C. 1991. Remote sensing of soil processes. *Agric. Ecosys. Envir.*, 34: 479–493.

## NOTAS SOBRE OS AUTORES

**Luiz Eduardo Vicente.** Mestre em Geografia pela Unesp (2001) e Doutor em Ciências pelo Departamento de Geografia/Instituto de Geociências-UNICAMP (2007). Atualmente é pesquisador colaborador do Departamento de Geologia e Recursos Naturais/IGE-UNICAMP onde é bolsista de pós-doutorado FAPESP e participa como pesquisador de diferentes projetos patrocinados pela: FAPESP, CNPq e NASA. Desenvolve pesquisas nas áreas de: espectroscopia de reflectância; sensoriamento remoto com ênfase em dados hiperespectrais e termais, mapeamento remoto de sistemas ambientais tropicais e degradação de terras.

**Carlos Roberto de Souza Filho.** Engenheiro Geólogo (UFOP, 1988), Mestre em Metalogênese (UNICAMP, 1991), PhD (Open University, Inglaterra, 1995), Jovem-Pesquisador (FAPESP-UNICAMP, 1995-1997), Professor-Doutor (UNICAMP, 1997-2002), Livre-Docente (UNICAMP, 2002-2008). Desde 2009 é Professor Titular do Departamento de Geologia e Recursos Naturais do Instituto de Geociências da UNICAMP. Atualmente é Coordenador-Geral dos Programas de Pós-graduação e líder do Grupo de Geotecnologias e Ciências Planetárias do IG. Pesquisador Nível 1A do CNPq, é responsável pelos laboratórios de pesquisa em fs-LA-ICP-MS (IsoGeo), Espectroscopia de Reflectância (LER), Espectroscopia FTIR e Processamento de Informações Geo-referenciadas (LAPIG). É pesquisador da NASA nos programas ASTER e Mars-Earth Analogs, Editor-Associado das Revistas *Computers & Geosciences* e *Mathematical Geology*.