

APLICAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO POR AGRUPAMENTO K-MÉDIAS EM ÍNDICES MINERAIS DE IMAGENS ASTER/TERRA PARA EXTRAÇÃO DE PADRÕES ESPECTRAIS GEOLÓGICOS DO COMPLEXO PORONGOS (RS)

GABRIEL DA SILVA PONTES¹; JULIANA PERTILLE DA SILVA²

¹UFPEl – pontes.gabriel@ufpel.edu.br

²UFPEl – juliana.pertill@gmail.com

1. INTRODUÇÃO

Dados de sensoriamento remoto multiespectral, em particular os do sensor ASTER/TERRA (ABRAMS; YAMAGUCHI, 1999), têm contribuído com o aumento na eficiência do mapeamento geológico, uma ferramenta essencial à compreensão sistêmica da Terra (GUPTA, 2018). Esta contribuição é consequência tanto das especificações técnicas deste sensor, quanto da possibilidade de integração entre visualização e interpretação em distintos intervalos do espectro da energia eletromagnética e escalas de detalhamento, de padrões litoestruturais distribuídos no espaço de maneira complexa e intermitente (CRÓSTA, 1992; GUPTA, 2018).

Um caso relacionável, é o do Complexo Porongos, uma unidade metavulcanossedimentar, pré-cambriana e polideformada do Escudo Sul-Riograndense (TAKEHARA; LAUX, 2019). Em sua região centro-sul (figura 1a), por exemplo, dispõe-se em duas estruturas regionais, denominadas Domo de Santana da Boa Vista e Antiforme do Godinho e registra, em uma complexa trama estrutural, os seguintes litotipos: ortognaisses; granitos miloníticos; filitos; xistos pelíticos; xistos grafitosos; quartzitos; lentes de mármore; metavulcânicas e metavulcanoclásticas ácidas, além de rochas vulcano-sedimentares da Bacia do Camaquã e da Bacia do Paraná (TAKEHARA; LAUX, 2019). A

Sob esta perspectiva, técnicas de realce de imagens como a composição colorida de tripletes de canais espectrais e a razão entre canais espectrais, são amplamente utilizadas em sensoriamento remoto aplicado ao mapeamento geológico [e.g., GUPTA, 2018]. Os bons resultados na extração informacional dos produtos de ambas, são efeito, respectivamente, de: a) a possibilidade de sintetizar cromaticamente três informações espectrais distintas [e.g., tripletes de canais ou de razões espectrais] (CRÓSTA, 1992); e b) o realce de feições espectrais sutis [e.g., composição química superficial] concomitante a atenuação de efeitos de albedo e iluminação do terreno (GUPTA, 2018).

Para mais, a técnica de extração informacional deve ser condizente com o conhecimento das classes (ou padrões) espectrais existentes na área de estudo (GUPTA, 2018). Caso este conhecimento seja restrito, a utilização do algoritmo de classificação não-supervisionada (ou Agrupamento) K-Médias, pode conduzir uma avaliação primária e automatizada, que segmenta classes espectrais em um número pré-definido de agrupamentos, que podem ser posteriormente interpretados e categorizáveis (DUDA; CANTY, 2002).

Esta avaliação/extração se beneficia da utilização de dados em que a informação espectral de interesse está maximizada (CRÓSTA, 1992). Contudo, a escolha destes dados pode ser um processo complexo e laborioso [e.g., 10 canais espectrais, ou razões, geram 120 composições possíveis!]. Sob esta perspectiva, o Índice de Sheffield (IS), ao avaliar parâmetros estatísticos de combinações de tripletes de dados, elenca, de maneira automatizada, aqueles otimizados em informação estatisticamente não correlacionada (SHEFFIELD, 1985).

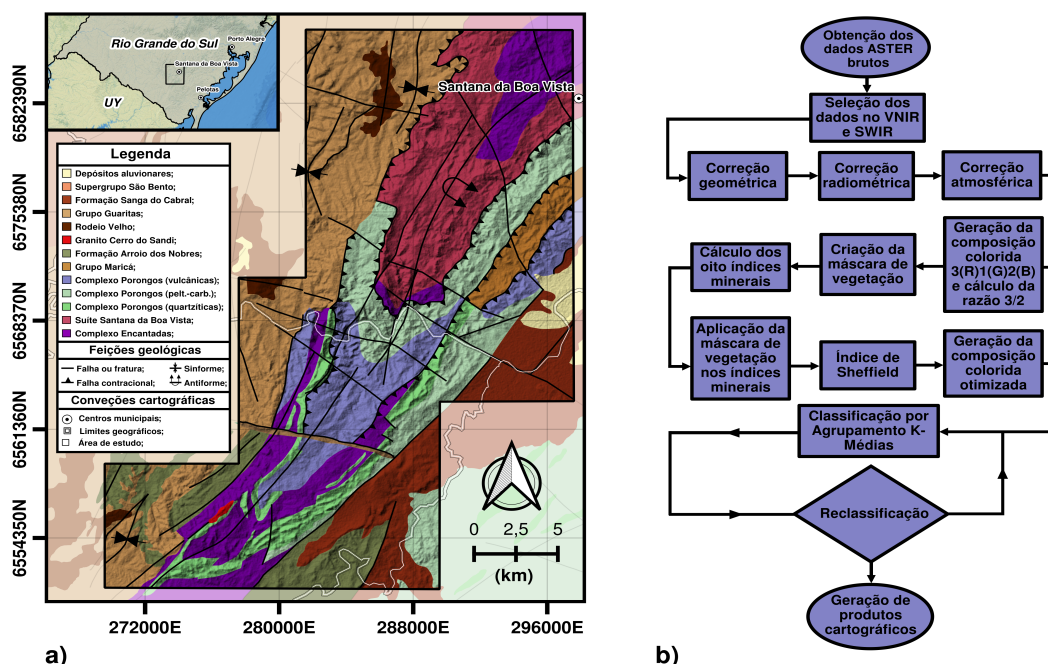


Figura 1: a) Mapa esquemático de localização e geológico; e b) Fluxograma metodológico. (Fonte: a) adaptado de TAKEHARA; LAUX, 2019; e b) o autor).

O presente trabalho, portanto, tem por objetivo utilizar a porção centro-sul do Complexo Porongos como área de treino para extração de classes espectrais relacionáveis a seus litotipos e litotipos adjacentes. Esta extração foi processada através da utilização da técnica de Agrupamento K-médias em uma composição colorida otimizada de razões entre canais espectrais (também denominadas índices minerais) do sensor ASTER. Esta única composição otimizada de índices minerais foi elencada através do cálculo do IS, dentre outras 55 disponíveis.

2. METODOLOGIA

A metodologia (figura 1b), sumarizada em etapas a seguir, foi executada nos softwares QGIS 3.16 e GRASS GIS 7 e no ambiente de desenvolvimento integrado RStudio 1.4.1717, com R 4.1.0, e aplicada em dados do infravermelho próximo e de ondas curtas de uma cena ASTER, livre de cobertura de nuvens e de identificação “AST_L1T_00309032003134148_201504_30180259_48856”, obtida na plataforma *EarthExplorer* do *United States Geological Survey* (USGS).

Estas etapas correspondem a: I) pré-processamento dos dados brutos, isto é, correções geométricas (co-registro, reprojeção, reamostragem da resolução espacial do SWIR para 15m), radiométricas (conversão de Números Digitais para Reflectância Exoatmosférica como em ABRAMS; YAMAGUCHI, 1999) e atmosféricas [i.e., obtenção da pseudo-Reflectância de Superfície através do algoritmo empírico *Dark Object Subtraction* de CHAVEZ, 1996]; II) definição da subcena; III) criação de uma máscara da vegetação, utilizando a razão 3/2 e a composição colorida entre os canais 3, 1 e 2 como um estimador da cobertura vegetal [e.g., CHAVEZ et al., 1982 *apud* SHEFFIELD, 1985]; IV) cálculo de 8 razões espectrais e aplicação da máscara à supressão da contribuição estatística da vegetação, restando contribuição de rocha e solo; V) cálculo do IS através do ordenamento decrescente do módulo do determinante da matriz de covariância de cada triplete avaliado, com $n = 7.032.994$ elementos de imagem; VI) geração de composição colorida com triplete otimizado elencado no item anterior; VII) normalização dos dados da composição, seguido da classificação não-supervi-

onada por Agrupamento K-Médias, utilizando 8 agrupamentos pré-definidos, 200 iterações e 0.001 como critério de convergência [e.g., RICHARDS et al., 1999 *apud* DUDA; CANTY, 2002]; e IX) pós-processamento, isto é, reclassificação.

As oito razões espectrais calculadas no item III são denominadas índices minerais por realçarem feições de reflexão e absorção da energia eletromagnética das substâncias que os designam e correspondem a: a) 2/1 para Fe_3^+ ; c) 5/4 para silicatos de Fe; d) (4+5)/6 para argilominerais; e) (5+7)/6 para micas brancas; f) 7/6 para micas; g) 6/8 para silicatos contendo (Mg,Fe)-OH; h) (7+9)/8 para carbonatos, clorita e epidoto; e i) (6+9)/(7+8) para minerais do grupo da clorita (GUPTA, 2018).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos, sintetizados cartograficamente na figura 2, consistem em: 1) geração de uma composição colorida com o triplete otimizado elencado pelo IS; e 2) um mapa contendo as principais classes espectrais segmentadas.

O triplete de razões elencado pelo IS e a composição colorida gerada, exibidos na figura 2a, corresponde ao das razões 6/8, 2/1 e 5/4 no vermelho, verde e azul [i.e., aditivas primárias], respectivamente. Este tipo de cálculo de razão é denominado *gradiente espectral linear*, e em geral, os maiores valores numéricos de reflectância em um elemento de imagem são exibidos em tons mais próximos das aditivas primárias, implicando também, em uma maior contribuição espectral do material avaliado [e.g., valores altos de 2/1 implicam em maior abundância de Fe_3^+ e são exibidos em tons de verde] (CRÓSTA, 1992; GUPTA, 2018). Por outro lado, elementos de imagem com cores mais próximas de magenta, ciano e amarelo [i.e., aditivas secundárias], correspondem a valores de contribuição similar das razões espectrais e, conseqüentemente, a possibilidade de contribuição espectral equivalente dos materiais avaliados [e.g., nos tons amarelados há contribuição similar das razões 6/8 e 2/1, isto é, abundância similar em Fe_3^+ e silicatos de (Mg, Fe)-OH] (CRÓSTA, 1992; GUPTA, 2018). Ambas circunstâncias são função dos padrões de absorção da energia eletromagnética na superfície analisada, realçados pelo cálculo destas razões.

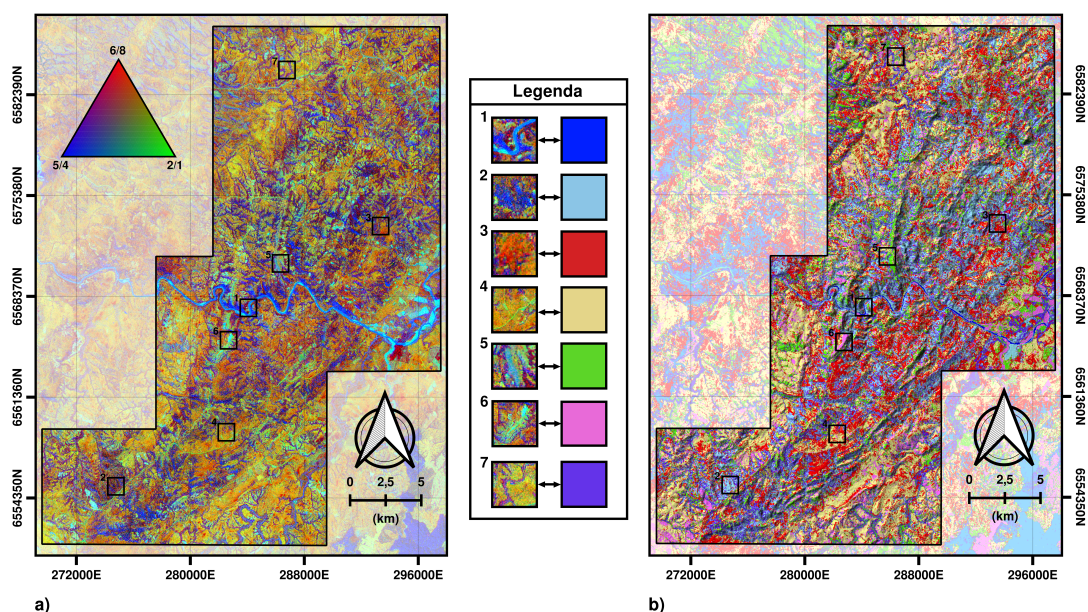


Figura 2: a) Mapa da composição colorida gerada com o triplete otimizado; e b) Mapa de classificação não-supervisionada de padrões espectrais (Fonte: o autor).

Espera-se relação entre as classes espectrais extraídas pelo algoritmo de agrupamento e a distribuição estatística dos valores de reflectância nos elementos de imagem de cada razão. As razões calculadas apresentam as seguintes medidas estatísticas: a) a 6/8 tem mínimo de 0,422, máximo de 3,301 e médio de 1,084; b) em 2/1, o valor mínimo é de 0,769, máximo de 2,091 e médio de 1,042; e 3) na 5/4 o mínimo é 0,298, o máximo 4,008 e o médio 0,523. A figura 2b, portanto, exibe o mapa de classificação de padrões obtidos. Sete classes espectrais principais foram segmentadas posteriormente à reclassificação dos agrupamentos originais e suavização dos elementos de imagem superclassificados.

Há registro tanto de classes em que há predominância de valores maiores de razões espectrais [e.g., 2 e 7], quanto classes geradas pela contribuição equivalente de valores de reflectância das razões [e.g., 3 e 5]. Preliminarmente, as classes 3, 4, 5, 6 e 7, são as relevantes à interpretação geológica em função de discriminarem e correlacionarem feições litoestruturais, seus limites e distribuição. Particularmente, unidades relacionáveis ao Complexo Porongos, encontram-se dispostas ENE-WSW à NE-SW, em acordo com dados de mapeamento regional [e.g., TAKEHARA; LAUX, 2019]. Esta tendência de estruturação ocorre em associação a padrões de textura de média a alta frequência e baixa amplitude, que por sua vez ocorrem relacionados principalmente às classes 3, 5 e 6.

4. CONCLUSÕES

Através da execução da metodologia descrita e da utilização integrada dos produtos gerados, este trabalho: 1) elencou um triplete de razões espectrais otimizado com relação a informação geológica dentre 56 possíveis, gerando uma composição colorida a partir deste; e 2) classificou padrões espectrais de forma não supervisionada nesta composição colorida. Além da discriminação eficiente de feições espectrais relacionáveis a padrões litoestruturais, sua gradação e seus limites [e.g., 3, 5 e 6 para o Complexo Porongos], espera-se que a utilização desta metodologia também auxilie a delimitação de áreas alvo para estudos de detalhe com ênfase no mapeamento geológico sistemático.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAMS, M. J.; YAMAGUCHI, Y. **ASTER User Handbook**. Pasadena, California. Jet Propulsion Laboratory/California Institute of Technology, 1999.
- CHAVEZ, P. S. Image-Based Atmospheric Corrections: Revisited and Improved. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 62, p. 1025-1036, 1996.
- CRÓSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas: IG/UNICAMP, 1992.
- DUDA, T.; M. CANTY, M. Unsupervised classification of satellite imagery: Choosing a good algorithm. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, 2193-2212, 2002.
- GUPTA, R. P. **Remote Sensing Geology**. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2018.
- SHEFFIELD, C. Selecting band combinations from multispectral data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 51, p. 681-687, 1985.
- TAKEHARA, L.; LAUX, J. H. **Área de relevante interesse mineral: Batólito Pelotas-Terrenos Tijucas: estado do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: CPRM, 2019.