

**CARACTERIZAÇÃO ESPECTRAL DAS ROCHAS CONSTITUINTES DOS REJEITOS  
DE GARIMPO DE PEDRA AMETISTA – REGIÃO DE AMETISTA DO SUL, RIO  
GRANDE DO SUL.**

**JEAN MARCEL DE ALMEIDA ESPINOZA**

**PORTO ALEGRE  
2006**

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E  
METEOROLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

**CARACTERIZAÇÃO ESPECTRAL DAS ROCHAS CONSTITUINTES DOS REJEITOS  
DE GARIMPO DE PEDRA AMETISTA – REGIÃO DE AMETISTA DO SUL, RIO  
GRANDE DO SUL.**

**JEAN MARCEL DE ALMEIDA ESPINOZA**

Orientadora: Dr<sup>a</sup>. Silvia Beatriz Alves Rolim

Dissertação apresentada como requisito parcial  
para a obtenção do grau de Mestre em  
Sensoriamento Remoto, área de concentração  
Sensoriamento Remoto Aplicado  
A Recursos Naturais e do Ambiente

**Porto Alegre, RS  
Setembro de 2006**

*“Usar uma linguagem complicada para proteger o seu conhecimento é uma forma primitiva de vaidade. Se alguém não é capaz de traduzir em termos simples o que está fazendo, então não sabe o que faz.”*

Carlo Rubbia (1934 - \*)

ILGS

*TUA FALTA*

*Sem nome*

*É bem mais presente*

*Do que tudo que sobra*

*Em sinônimo*

*Se fosse só saudade*

*Te sentiria por dentro*

*Mas é para além dos olhos que te lembro]*

*É por fora que me foges*

*Deixaste a cidade*

*Abandonaste as paisagens*

*Sumiste das minhas miragens*

*Minhas esquinas*

*Tua falta*

*Sem nome*

*Fez de mim uma dobra*

*Um bilhete perdido*

*E anônimo*

*E este*

*Alvo silêncio*

*Grita*

*AMOR*

## AGRADECIMENTOS

Agradeço em especial a minha orientadora, Profa.Dra. Silvia Beatriz Alves Rolim, pela amizade, dedicação, incentivo, paciência e disposição para realização desta dissertação de mestrado.

Agradeço a Ida Letícia G. da Silva por toda INSPIRAÇÃO, SENTIMENTO e SONHO necessários para concretizar este trabalho.

À Fundação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, pelo auxílio financeiro.

Aos laboratórios de Sensoriamento Remoto e de Geoquímica da Universidade de Campinas (UniCamp), pela oportunidade de estudos e utilização de suas instalações.

Agradeço a todas instituições e pessoas que me ajudaram a vencer mais esta etapa da vida. Agradeço em Especial aos médicos Dércio Z. e Décio Valente por todo auxílio sabido.

A todos os professores, funcionários e amigos da turma de 2004 do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia / CEPSSRM, Cristiane Thiemi Matsuoka, Luiz Alberto da Costa Marchiori, Marlos Henrique Batista, Paulo Roberto Markoski, Alissom de Souza Aguiar, Rafael Pereira Zanardi e Roberto Vanacor, pelas horas de estudo e a amizade.

Aos meus tios Eunice Severo Espinoza e Washington Luis Inchauspe Pinto, pelo apoio e ajuda sempre demonstrados.

A minha mãe, Roseli Alexandrina de Almeida Espinoza, por todo carinho e apoio na realização deste trabalho. Ao meu pai, Wanderley Severo Espinoza e meu avô, Caetano Espinoza “*in memorian*”, pela amizade, pela curiosidade e por tantos ensinamentos.

Agradeço principalmente àqueles não foram citados. A todos, minha consideração e a certeza do quanto foram importantes para realizar este trabalho.

A todos o meu muito obrigado.

# **CARACTERIZAÇÃO ESPECTRAL DAS ROCHAS CONSTITUINTES DOS REJEITOS DE GARIMPO DE PEDRA AMETISTA – REGIÃO DE AMETISTA DO SUL, RIO GRANDE DO SUL, BRASIL.<sup>1</sup>**

Autor: Jean Marcel de Almeida Espinoza  
Orientadora: Dr<sup>a</sup>. Silvia Beatriz Alves Rolim

## **SINOPSE**

O uso de imagens de sensores remotos para o mapeamento e discriminação de alvos geológicos está baseado nas propriedades da radiação eletromagnética solar refletida de unidades elementares da superfície do terreno (UEST). Nas imagens, os UEST estão codificados em números digitais, cujos valores correspondem à medida de um complexo processo de trocas de energia eletromagnética (transmitida, refletida e absorvida) com os átomos e moléculas dos minerais da rocha por ondas eletromagnéticas. Sob este ângulo, a interpretação de uma imagem é essencialmente um exercício de descoberta e entendimento de como interage a radiação eletromagnética com o material, a fim de descobrir informações ou propriedades relacionadas com a sua natureza intrínseca, como a composição de seus constituintes. Assim, se busca identificar nas imagens, através das respostas espectrais dos materiais, que tipo de rocha ou mineral está presente em um certo elemento de uma imagem digital. O sucesso desta análise dependerá do número de bandas que o sensor possui, já que isto se traduzirá na capacidade discriminante deste sensor. No momento atual as medidas de refletância tornam-se importantes diante dos avanços e aplicações vividos no campo do imageamento por satélite, como forma de fomentar e solidificar uma nova metodologia de prospecção mineral. A análise de imagens digitais permite, convertendo seus valores expostos em contadores digitais para refletância, que comparemos com valores de refletância conhecidos para um dado material o qual já tenhamos analisado, nos possibilitando inferir assim a natureza do dado UEST. Dentro deste contexto, foram obtidos em laboratório espectros de refletância de amostras de rochas basálticas de regiões de mineralizações de ametistas e rejeitos de seus garimpos, características da porção Sul da Bacia do Paraná, as quais constituem níveis estratigráficos bem distribuídos, servindo assim como linhas evidenciais para a prospecção e caracterização destas áreas, além de formarem uma biblioteca espectral descritiva para tal área. Além disso, foram analisadas as correspondências entre os espectros de laboratório e as curvas obtidas através das imagens ASTER, empregando métodos de reconhecimento de padrões (métodos de classificação); para tanto implementou-se o método de decomposição de curvas através da derivada primeira, buscando frisar linhas estreitas de absorção presente em tais curvas, permitindo uma classificação mais acurada dos mesmos e buscando evidenciar padrões discriminantes que identifiquem estas rochas e seus minerais. A partir da implementação do método de decomposição de curvas por aplicação da derivada primeira foi possível situar evidências da presença de composições mineralógicas, semelhantes às amostras coletadas em campo, nas imagens orbitais. A identificação destas assinaturas se deu por meio da comparação dos espectros processados e as imagens da região de interesse através das técnicas da derivada primeira e SAM, onde se tornou evidente a aplicabilidade do sensoriamento remoto como ferramenta de apoio à prospecção mineral.

1. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, Centro estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre/RS (89p.) Setembro de 2006.

## **SPECTRAL CHARACTERIZATION CONSTITUENT ROCKS OF THE DEBRIS I PAN ROCK AMETHYST – SOUTH AMETHYST REGION, RIO GRANDE DO SUL, BRASIL<sup>2</sup>**

Autor: Jean Marcel de Almeida Espinoza  
Orientadora: Dr<sup>a</sup>. Silvia Beatriz Alves Rolim

### **ABSTRACT**

The use of remote sensors images for mapping and discrimination of geologic targets is based on reflected electromagnetic solar radiation properties of the elementary units of the land surface (UEST). In the images, UEST are codified in digital numbers, whose values correspond to the measure of a complex process of electromagnetic energy changes (transmitted, reflected and absorbed) with the atoms and molecules of rock minerals for electromagnetic waves. This way, the image interpretation is essentially an exercise of discover and agreement of how electromagnetic radiation interacts with material, in order to discover information or properties related with its intrinsic nature, as the composition of its constituent. Thus, it searches to identify in the images, through the spectral answers of the materials, which type of rock or mineral is present in a certain element of the digital image. The success of this analysis will depend on the number of bands on which the sensor carries, since this will be express the discriminant capacity of its sensor. At the current moment the reflectance measures become more important because of the advances and applications in the field of the satellite imaging, as form to foment and develop a new solid methodology of mineral prospection. The analysis of digital images allows, converting its displayed values into digital accountants for reflectance, which are compared with known values of reflectance for material data which already had been analyze, making possible to infer the nature of UEST data. Inside of this context, reflectance specters of basaltic rock samples on amethysts mineralization and debris regions of its ipan had been gotten in laboratory, characteristics of the South portion of the Parana river basin, which constitute well distributed stratigraphic levels, serving as well as lines of evidence for the prospection and characterization of these areas, beyond forming a descriptive spectral library for such area. Moreover, the correspondences between the specters of laboratory and the curves gotten through images ASTER had been analyzed, using methods of recognition of standards (classification methods); for in such a way the curves decomposition method was implemented through the first derivative, searching more emphasize on absorption narrow lines presents in such curves, allowing a accurate classification of the same ones and searching to evidence discriminants standards that identifies these rocks and its minerals. From the implementation of the of decomposition of curves method for application of the first derivative it was possible to point out evidences of the presence of mineralogical compositions in the orbital images, similar to the samples collected in field. The identification of these signatures was made by means of the comparison of the processed specters and the images of the region of interest through the techniques of the first derivative and SAM, where it became evident the applicability of the remote sensing as tool of support in mineral prospection

2. Dissertation of the Master of Science Degree in Remote Sensing; Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, of the Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS (89 p.) – September 2006.

## SUMÁRIO

<b>SINOPSE</b>	IV
<b>ABSTRACT</b>	V
LISTA DE FIGURAS	VIII
LISTA DE TABELAS	IX
LISTA DE ABREVIATURAS	XI
<b>CAPITULO I</b>	1
<b>INTRODUÇÃO</b>	1
<b>1.1 Objetivo</b>	2
<b>1.2 Objetivos Específicos</b>	2
<b>1.3 Justificativa</b>	2
<b>CAPITULO II - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	3
2.1 Evolução dos dados de sensores remotos	3
2.2 Resolução espacial Vs. Resolução espectral	4
2.3 Radiação Eletromagnética	7
2.3.1 Ondas	7
2.3.2 Natureza Ondulatória da Luz	9
2.3.3 Interação Entre a Radiação e a Atmosfera	9
2.3.4 Absorção	10
2.3.5 Espalhamento	12
2.3.5.1 Espalhamento Raleigh	13
2.3.5.2 Espalhamento Mie	14
2.3.5.3 Espalhamento não Seletivo	14
2.3.6 Interação entre a Radiação Eletromagnética e a Matéria	15
2.4 Fundamentos de Radiometria Óptica Espectral	16
2.5 Fator de Refletância	20
2.6 Comportamento Espectral de Rochas	22
2.7 ACP – Análise por Componentes Principais (transformada K-L)	25
2.8 <b>O Conceito de Derivada</b>	31
2.9 Atributos para Caracterização dos Objetos	32
2.9.1 Atributos Espectrais	32
2.9.2 Atributos Espaciais	32
2.7 O Sensor ASTER	33
2.7.1 A Capacidade de Registro	34
2.7.2 Restrições de Operação	34
<b>CAPITULO III – MATERIAL E MÉTODOS</b>	36
3.1 Materiais	36
3.2 Seleção e Descrição da Área de Estudo	36
3.3 Geologia	38
3.4 Características Climáticas	43
3.5 Métodos	43
3.5 Soluções Propostas	44
<b>CAPITULO IV - RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>	47
4.1 Aquisição, Processamento e Interpretação dos dados Espectrais	47
4.2 Processamento	48



<b>Sumário - Continuação</b>	
4.2.1 Correção Radiométrica para Imagem ASTER	48
4.2.2 Coleta das Amostras de Campo: Pontos de Controle	50
4.2.3 A Radiometria das Amostras	53
4.2.4 Os Espectros de Referência	54
4.2.5 Métodos de Mapeamento	59
4.2.5.1 Métodos de Mapeamento Espectral	60
4.2.5.1.1 A Técnica de Decomposição de Curvas por meio da Derivada 1ª	60
4.2.5.1.2 A Técnica SAM	61
4.3 Resultados	62
4.3.1 Resultados Obtidos com a Técnica DCDP	62
4.3.2 Resultados Obtidos com a Técnica SAM	63
4.4 Imagens Classificadas Através das Técnicas DCDP e SAM	64
<b>CAPITULO V – CONCLUSÕES</b>	68
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	70
<b>ANEXO - Algoritmo em linguagem Matlab</b>	76

## LISTA DE FIGURAS

Figura 01 – Campo de Visada	05
Figura 02 – representação de uma onda	08
Figura 03 – Representação de uma onda eletromagnética	09
Figura 04 - Imagem ASTER, Composição (4-3-2/R-G-B)	11
Figura 05 – Representação das distintas superfícies reflexivas	15
Figura 06 – Sensor ASTER	26
Figura 07 – Organograma da seleção da área de estudo	28
Figura 08 – Mapa da região de estudo	32
Figura 09 – Fotografia representando os níveis estratigráficos do derrame tipo I	36
Figura 10 – Representação climática do Estado do Rio Grande do Sul	37
Figura 11 – Representação da transformada K-L	43
Figura 12 – Imagem das Componentes Principais	45
Figura 13 – Histograma Combinado de Classes de Imagem ASTER	47
Figura 14 – Confrontamento entre a espectro de um pixel e o espectro de referência	49
Figura 15 – Exemplo do módulo FAASH/ENVI®	54
Figura 16 – Radiômetro FieldSpec®	57
Figura 17 – Amostra de campo e seu respectivo espectro de reflectância plotado	58
Figura 18 – Plotagem da reflectância para as amostras	62

**LISTA DE TABELAS**

Tabela 01 – Exemplo de Histograma de Classes de uma Imagem ASTER	07
Tabela 02 - Janelas Atmosféricas	12
TABELA 03 – Potencial de identificação espectral de minerais	24
Tabela 04 - Características do Sensor ASTER	30
Tabela 05 - Características da imagem do sensor ASTER utilizada	34
Tabela 06 – Tipos de derrames Basálticos	36
Tabela 07 – Exemplos de Autovetores	41
Tabela 08 – Descrição da Técnica SAM	46
Tabela 09 – Descrição da Técnica DCDP	46
Tabela 10 – Pontos de controle	50
Tabela 11 – Imagem ASTER original e classificada.	67

**LISTA DE ABREVIATURAS**

ACP	– Análise por Componentes Principais
ASTER	– Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
CP	– Componente Principal
DCDP	– Decomposição de Curvas por meio da aplicação da Derivada Primeira
ENVI	– Environment for Visualizing Images
FRBD	– Fator de Refletância BiDirecional
GPS	– Global Positioning System
K-L	– Karhunen-Loève
PIXEL	– Picture Element
RGB	– Read, Green and Bue
RSI	– Research Systems (RSI)
SAM	– Spectral Angel Mapper
SWIR	– Shortwave Infrared
TIR	– Thermal Infrared
TM	– ThematicMapper
UEST	– Unidades Elementares da Superfície do Terreno
VNIR	– Visible Near Infrared

## CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

Com o advento de sensores remotos orbitais, surgiram novos formatos de informações, somados a novas metodologias e soluções ainda investigadas. Estas soluções, antes tomadas de forma empírica e baseadas na interpretação visual, se tornam agora não mais suficientes. A alta resolução espectral incorporada aos sensores a partir da década passada apresentou um novo cenário em imagens digitais de sensoriamento remoto, composto por sensores hiper e multiespectrais. Essas imagens apresentam resoluções espectrais compostas pela faixa do visível ao infravermelho termal.

Nesta linha de desenvolvimento foi lançado em 18/12/1999 o sensor ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*, presente em órbita junto à plataforma EOS-TERRA), com objetivo de propiciar o mapeamento geológico orbital através de dados multiespectrais, possuindo 14 bandas dispostas em intervalos direcionados a diferenciação de alvos geológicos. Desde então se tem desenvolvido numerosos trabalhos de validação deste sensor para distintas regiões do planeta, em especial para regiões áridas como o deserto de Nevada/EUA (Rowan *et al*, 2006) e a árida região de Los Mamelucos/Argentina (Ducart, 2004), regiões para as quais consegue-se suprimir as influências não lineares da cobertura vegetal (Swain e Davis, 1978) e comprovadamente utilizar os dados ASTER como ferramenta de apoio para prospecção geológica..

Para a caracterização remota de alvos geológicos a partir de dados de refletância obtidos pelo sensor ASTER empregam-se técnicas de mapeamento espectral e processamento digital de imagens. Entre estas técnicas para comparação e identificação de espectros de refletância com intuito de caracterização de alvos, cita-se a técnica SAM e a técnica de decomposição de espectros por derivadas. Para estas abordagens de classificação aplica-se o conceito de *EndMembers*, obtidas através de amostras coletadas e após processamento desses dados de laboratório através de uma remostragem que preserve a caracterização destes arquivos (Crósta *et al*, 2002)

Como delineação para constituição deste trabalho, devido a inexistência de trabalhos nestas linhas voltados a região sul do Brasil, envolvendo a validação do Sensor ASTER para esta região, buscou-se implementar uma metodologia que abarcasse as técnicas de caracterização espectral remota voltadas a caracterização

geológica, fomentando, assim, dados para validação do sensor ASTER como ferramenta de apoio a prospecção geológica.

### **1.1 Objetivo**

Como objetivo principal desta dissertação situa-se a avaliação do sensor ASTER como ferramenta de apoio a prospecção geológica. Essa implementação se dará através de técnicas de comparação e classificação espectrais entre os dados de espectroscopia de laboratório e os dados obtidos por este sensor. Busca-se assim obter dados que validem a aplicabilidade do sensor ASTER à este fim regionalizado e, que este trabalho cumpra o papel de fomentar novos estudos científicos que abarquem o uso deste sensor.

#### **1.2 Objetivos Específicos**

- Formação e caracterização de uma biblioteca espectral a ser utilizada no processo de classificação;
- Emprego de técnicas de *Análise por Componentes Principais* (ACP) para redução da redundância e geração dos *EndMembers*<sup>1</sup>;
- Implementação das técnicas SAM (*Spectral Angle Mapper*) e DCDP (*Decomposição de Curvas através da Derivada Primeira*) para comparação de espectros;
- Avaliação da Confiabilidade da classificação obtida a partir da aplicação destas técnicas.

#### **1.3 Justificativa**

- Inexistência de estudos de caracterização espectral através de dados ASTER direcionados às características da região de interesse;
- Geração de informações relevantes ao desenvolvimento de aplicabilidade aos dados deste sensor;
- Incentivo para o uso dos dados de espectroscopia do sensor ASTER em escala comercial.

## CAPÍTULO II - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 Evolução dos Dados de Sensores Remotos

Os sensores remotos ascenderam principalmente na última década, uma variedade extensa de novas proposições estruturadas segundo especificidades técnicas de cada sistema.

O início dos sensores remotos imageadores foi formatado por estudos incentivados pela iniciativa militar, com o objetivo de espionagem. No final do século XIX e início do XX, houve grandes avanços através dos novos conhecimentos sobre a teoria eletromagnética e a física das radiações. Dentro deste contexto se deram as primeiras aplicações da fotogrametria e do imageamento aéreo, aplicadas ao planejamento tático militar. Consolidados através de avanços militares trazidos pela primeira grande guerra e os positivos resultados obtidos nos campos de batalha, através de um melhor conhecimento do campo inimigo, o sensoriamento remoto conquistou espaço como uma importante ferramenta ao estudo de atributos espaciais. A utilização destas imagens promoveu o aprimoramento da fotogrametria, foto-interpretação e o desenvolvimento de sistemas Radar e outros mais aprimorados para estes fins nas décadas posteriores.

As práticas das aplicações sobre os dados dos sensores remotos incentivaram pesquisas em diversas áreas científicas e em meados da década de 1950, pesquisas de Colwell (1983) mostraram aplicações com o uso de filmes fotossensíveis em comprimentos de ondas distintos do espectro eletromagnético, com aplicação especial ao infravermelho, o que possibilitou o imageamento noturno (Barrett e Curtis., 1992; Campbell, 1996). A partir deste período, alicerçados pela guerra fria e a então corrida espacial, com o advento de pesquisas sobre tecnologias espaciais e sobre novos sensores, utilizou-se pela primeira vez o termo sensoriamento remoto. Novos sensores foram desenvolvidos e colocados em órbita, incrementando inúmeras aplicações para meteorologia, mapeamento topográfico, ambiental, entre outros (Swain e Davis, 1978).

Com a expansão da exploração espacial e de novas tecnologias no segmento da informática, já era possível, por exemplo, na década de 1980, desenvolver soluções sofisticadas com o uso de dados provenientes a sensores orbitais.

Os primeiros sensores orbitais possuíam baixa resolução espacial, na faixa de quilômetros, complementados por resoluções radiométricas na ordem de 4 bits e cobertura espectral sobre algumas pequenas faixas do espectro eletromagnético, assim, limitando suas aplicações inicialmente à meteorologia, porém estendendo-se aos poucos ao monitoramento da cobertura vegetal, ambiental e geologia. A obtenção de dados cartográficos mais precisos para o uso, por exemplo, no mapeamento topográfico se tornou viável a partir dos sensores dos satélites LANDSAT e SPOT que permitiam utilizar escalas na ordem de 1:25000 (Chavez *et al*, 1988).

Continuamente foram desenvolvidos e dispostos a comunidade civil e militar novos dados de sensores com resoluções espectrais mais precisas, delineando a afinidade técnica às necessidades disciplinares. Para a proposta geológica e para outros fins que necessitavam o fator alta resolução espectral, no final da década de 1990 foram projetados novos sensores capazes de fornecer informações centradas em bandas espectrais características aos alvos de interesse e realizar mapeamentos com escalas variando de 1:3000 a 1:5000. Estes sensores têm como característica uma cobertura espectral em três faixas no visível, no infravermelho próximo e no infravermelho médio e termal, com resolução espacial de 15 m a 90 m. Sensores com estas características estão dispostos atualmente sobre as plataformas TERRA (ASTER) e LANDSAT (TM-7), a exemplo (Capolsini *et al*, 2003).

## **2.2 Resolução Espacial Vs. Resolução Espectral**

Dentre da vastidão do estudo dos fenômenos físicos envolvendo às radiações, a radiometria busca deter-se à interação radiação-matéria, baseando-se em princípios de óptica física e no eletromagnetismo das radiações (ondas eletromagnéticas) para caracterizar cientificamente, através de parâmetros físicos, os distintos comportamentos radiométricos, ou seja, a maneira com que diferentes materiais interagem com a radiação eletromagnética, refletindo-a, transmitindo-a e absorvendo-a, dependendo das características físico-químicas de cada material (Schowengerdt, 1997).

A definição de cada material segue inicialmente a caracterização dos elementos que compreendem sua composição, ou seja, cada conjunto de unidades de dados que representem objetos de mesma natureza. Quando considerada uma classe de



objetos afins, descritos a partir de dados de radiância refletida e/ou emitida, obtidos através de sensores remotos, pode-se chamá-la de classe espectral (Schowengerdt, 1997).

Ao utilizar dados de sensoriamento remoto a definição convencional do padrão da unidade de informação é o *pixel* (célula da imagem), representando unidades da radiância refletida ou emitida de cada alvo ou de um conjunto de alvos (classe), sobre uma determinada faixa do espectro eletromagnético. Para se ter a radiância de apenas um material é necessário que o campo de visada do sensor recubra unicamente este material. Assim a detecção retornará um valor quantizado, estruturado segundo a resolução radiométrica do sensor, da radiância do material para um determinado comprimento de onda, ou seja, apresentará valores próprios sobre cada unidade da imagem.

A Figura 01 apresenta um exemplo sintético da aquisição de dados sobre um sistema sensor. A região hachurada em vermelho indica a projeção do detector e a sua dimensão (resolução espacial). Os elementos indicados pelas variáveis  $F$  e  $H$ , na figura, representam respectivamente a distância focal e a altitude do sensor. Analisando a Figura 01 é possível notar que a radiância refletida pelos materiais é formada segundo o campo de visada, confirmando a citação do parágrafo anterior.

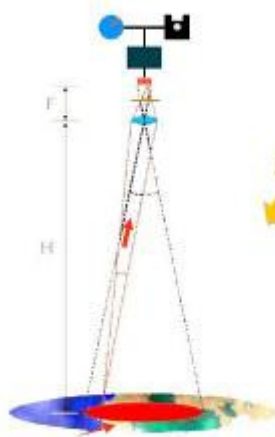


Figura 01 – Campo de Visada (Fonte: Steffen, 1996)

A disposição em que a radiância está apresentada pela imagem, partindo da mistura de alvos sobre uma mesma unidade, depende da dimensão de cada unidade da imagem, ou seja, o valor de radiância apresentado pelo *pixel* está diretamente associado

a sua dimensão. Quanto maior a dimensão do *pixel*, menor a resolução da imagem, inferindo uma possibilidade maior na existência de uma detecção mista. Esta disposição ocasiona uma leitura de objetos de naturezas distintas sobre um mesmo *pixel*, quando comparada a imagens de *pixels* de menor dimensão. Neste caso o valor apresentado pelo *pixel* é derivado da média da radiância refletida dos alvos cobertos pela região visada (Swain e Davis, 1978).

A análise inversa é do mesmo modo válida, quanto menor a dimensão do *pixel*, maior a resolução espacial da imagem e menor a possibilidade de detecção mista, ou ainda, uma menor generalização espectral das informações recebidas pelo sensor. Pode-se considerar assim, que o comportamento de cada classe espectral é derivado da resolução espacial da imagem (Swain e Davis, 1978).

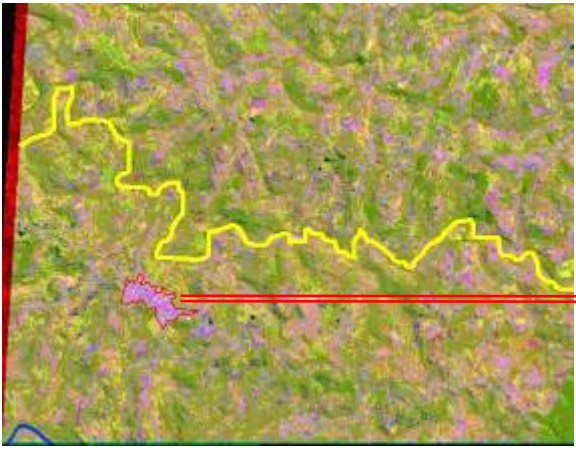
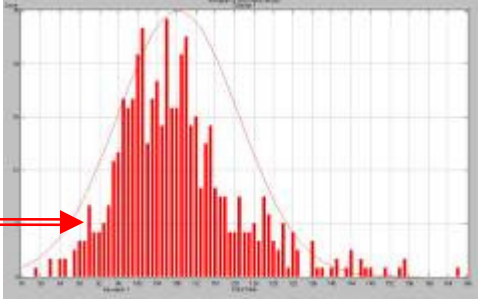
Em dados de média resolução espacial, que apresentam resoluções da ordem de 15 a 30 metros, o comportamento de cada classe espectral muitas vezes é composto pela radiância média refletida pelos elementos. Por exemplo, o ambiente urbano em imagens dos satélites LANDSAT, SPOT, CBERS, TERRA, dentre outros, é considerado numa abstração como pertencente a uma única classe de uso. Sabe-se que a composição das informações que o ambiente apresenta é altamente variável, compreendendo a captação de diversos materiais e de diversas classes, do tipo: sistema hidrográfico (rios, lagos, etc.), vegetação (rasteira, arbórea, etc.), solos, dentre outros (Meneses *et al*, 2001).

Apesar da aparente generalização espectral que é feita sobre as muitas classes, como o princípio de captação dos dados é obtido pela radiação média dos elementos, pode-se inferir pelo teorema do limite central, que define que a distribuição de probabilidade da média amostral tende a uma distribuição normal com média ( $\mu$ ) e variância ( $\sigma^2$ ), e, assim, existem parâmetros estatísticos capazes de modelar cada classe especificada (Richards e Jia, 1998).

A Tabela 01 apresenta o histograma da banda 1 (450 a 520 nm) da classe solo exposto de uma imagem do sensor ASTER, com resolução espacial de 15 m, do município de Ametista do Sul, RS. Os dados apresentados pelo histograma foram definidos por seleção de amostras sobre a imagem. A área circundada em vermelho na

imagem de satélite da Tabela 01 é um exemplo do dado amostrado, para criação do histograma.

Tabela 01 – Exemplo de Histograma de Classes de uma Imagem ASTER

Classe	Amostra da Classe	Histograma da Classe (banda1)
<p>Área urbana de Ametista do Sul (Contorno em Vermelho)</p>		

Pode-se analisar sobre o histograma da Tabela 01, que apesar da mistura de classes, para a banda 1 do sensor, há um padrão definido e um comportamento próximo ao gaussiano sobre os dados amostrados para a classe denominada área urbana, confirmando a inferência realizada sobre o teorema do limite central (Richards e Jia, 1998), onde a sobreposição de  $n$  classes ( $n > 30$ ) com distribuição de probabilidade qualquer, resultará em uma distribuição de probabilidade normal.

### 2.3 Radiação Eletromagnética

Para entendermos o conceito que alicerça a teoria das ondas eletromagnéticas, nos é imprescindível abordar o conceito de onda e, a partir deste conceito, construir àquele que se aplica as ondas eletromagnéticas.

#### 2.3.1 Ondas

Cotidianamente convivemos visualmente com ondas e seu conceito. Uma pedra atirada ao meio de uma piscina produz perturbações que viajam por sobre a superfície do líquido (Swain & Davis, 1978). Um objeto localizado na região perturbada, como por exemplo, uma folha seca, irá adquirir também um movimento

ondulatório. Assim, sua altura 'a' medida em relação ao nível médio da água pode ser expressa por:

$$a = A.\text{sen}[(2\pi/\lambda)(x-v.t)] \quad (01)$$

Onde se considera a propagação ao longo de apenas uma direção, expressa pelo eixo 'X'.



Figura 02 – representação de uma onda

A altura 'A' é a amplitude da onda e 'v', sua velocidade de propagação ao longo da direção 'x'. A distância entre duas cristas sucessivas, ou dois vales sucessivos, é o comprimento de onda  $\lambda$ . De acordo com a equação a altura h em um dado instante pode ser obtida fixando-se o tempo 't', por exemplo,  $t = 0$ :

$$a = A.\text{sen}[(2\pi x/\lambda)] \quad (02)$$

Esta equação corresponde à equação de uma curva contínua como a figura acima. Para  $x = 0$ ,  $a = 0$ ; para  $x = \lambda/4$ ,  $a = A$ . Esta mesma equação também descreve o comportamento da partícula com o tempo: se fixando o valor de 'x' (ex.:  $x = \lambda/4$ ), obtemos:

$$a = A.\text{sen}[(2\pi/\lambda)(\lambda/4 - v.t)] \quad (03)$$

Ou seja, na medida em que  $t$  aumenta, a partícula descreve uma oscilação de amplitude 'A'; o período de oscilação será igual  $\lambda/v$ . Portanto a frequência das oscilações ou o nº de cristas por um dado ponto em um intervalo de tempo de 1s é:

$$V = v/\lambda \quad (04)$$

### 2.3.2 Natureza Ondulatória da Luz

Existem na natureza diversos tipos de ondas, como ondas na água e ondas sonoras, sísmicas e outras. Um tipo especial de ondas de ondas são as ondas eletromagnéticas que se origina da oscilação conjugada de um campo elétrico (E) e um campo magnético (B), em um meio material ou mesmo no vácuo.

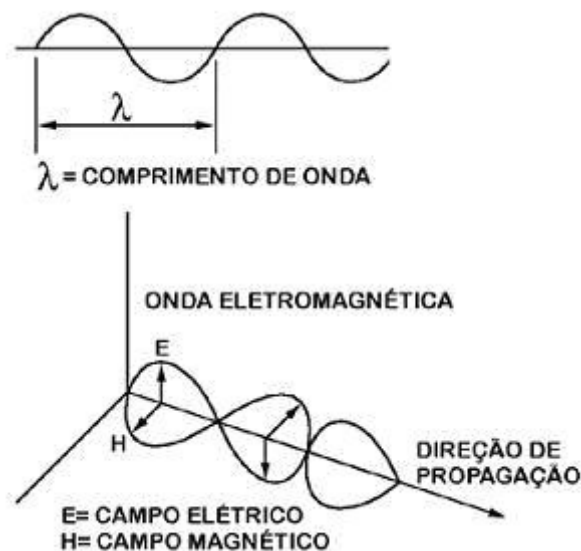


Figura 03 – Representação de uma onda eletromagnética

### 2.3.3 Interação Radiação Atmosfera

Para atingir os objetos sobre a superfície terrestre, a radiação solar deve transpor a atmosfera. Este caminho e suas peculiaridades são capazes de alterar o espectro de radiação inicial, criando um novo conjunto de frequências incidentes. Como a atmosfera é composta por uma mistura complexa de gases e partículas, em proporções variáveis, entre os quais estão o vapor d'água (H<sub>2</sub>O), o Oxigênio (O<sub>2</sub>), o Ozônio (O<sub>3</sub>), o Dióxido de Carbono (CO<sub>2</sub>), O Nitrogênio (N<sub>3</sub>), além de outros constituintes menos abundantes como o argônio, a poeira e os aerossóis, tornando o efeito atmosférico inconstante e não linear em uma seqüência de imagens (Swain e Davis, 1978).

Quando a energia eletromagnética entra em contato com a matéria, ocorrem interações em níveis molecular e atômico, sendo o espalhamento e a absorção os mais relevantes.

Na absorção ocorre a perda de energia incidente, pois uma parte da energia é retida (absorvida) pelos elementos presentes na atmosfera, fazendo com que estes aumentem sua temperatura. Esta energia pode ser posteriormente liberada em um comprimento de onda diferenciado (sempre maior que o incidente; desvio para o vermelho).

A reflexão e refração dos feixes provocam o espalhamento. Estes dois fenômenos apenas mudam a trajetória do feixe incidente e não provocam degradação da energia.

Estes fenômenos são seletivos quanto ao comprimento de onda, ou seja, não afetam de igual maneira a todos os comprimentos de onda. Então, pode-se afirmar que a atmosfera se comporta como um filtro seletivo, ignorando alguns comprimentos de onda e atenuando outros.

#### **2.3.4 Absorção**

O fenômeno de absorção é importante por que nele as moléculas dos elementos da atmosfera retêm parte da energia solar incidente. Os principais elementos causadores da absorção são o oxigênio, o ozônio, o dióxido de carbono e o vapor d'água.

- O oxigênio ( $O_2$ ) absorve a radiação ultravioleta ( $\lambda < 100$  nm), na região do infravermelho e também absorve energia na faixa das microondas.
- O ozônio ( $O_3$ ) absorve principalmente energia com comprimento de onda menor que 300 nm, compreendendo a faixa do ultravioleta.
- O vapor d'água apresenta uma forte banda de absorção em torno de 600 nm e em faixas mais estreitas entre 600 e 2000 nm.
- O dióxido de carbono ( $CO_2$ ) absorve radiações na região do infravermelho distante (15000 nm) e na região do infravermelho médio, de 2500 a 4500 nm.

A absorção é um fenômeno vital para o ser humano, pois filtra radiações que poderiam ser prejudiciais para sua saúde, como o ultra-violeta. Por isso, se considera a camada de ozônio como um filtro. No entanto, para fins de sensoriamento remoto, a

absorção implica em subtração da energia incidente por sobre os alvos, logo, reduzindo a energia incidente, também menor, ou até inexistente, será a energia refletida nestes específicos comprimentos de onda, por estes alvos.

Alguns comprimentos de onda não sofrem grande alteração ao passar pela atmosfera, pois existem faixas na qual a absorção atmosférica é baixa. A figura acima nos mostra isso.

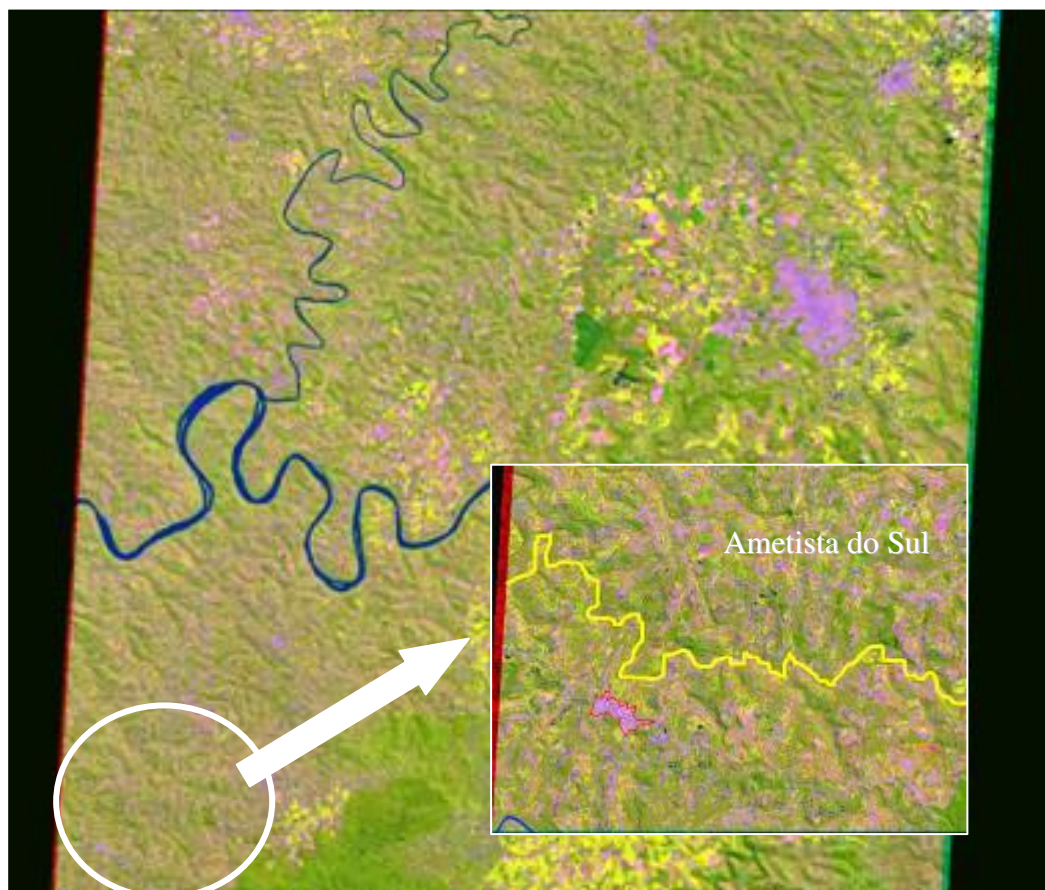


Figura 04 - Imagem ASTER, Composição falsa-cor (4-3-2/R-G-B).

As regiões onde a transmitância atmosférica (parcela transmitida em relação ao total de energia incidente) é alta, ou seja, onde maior parte da energia consegue atravessar a atmosfera, são chamadas de janelas atmosféricas. Estas janelas atmosféricas seguem na Tabela 02.

Tabela 02 - Janelas Atmosféricas (Fonte: adaptado de Swain & Davis, 1978)

Janelas Atmosféricas		
Janela	Faixa Espectral (nm)	Região Compreendida
1	300 – 1300	Visível e Infravermelho Próximo
2	1500 – 1800	Infravermelho Médio
3	2000 – 2400	Infravermelho Médio
4	3000 – 3600	Infravermelho Médio
5	4200 – 5000	Infravermelho Médio
6	8000 – 14000	Infravermelho Distante
7	$\lambda > 20000$	Microondas

Os dados expostos na Tabela acima foram obtidos experimentalmente, observando a atenuação da energia em uma trajetória horizontal. O efeito verdadeiro é muito mais complexo, pois é necessário considerar as diferentes camadas presentes na atmosfera, variação de temperatura, pressão e os diferentes ângulos.

### 2.3.5 Espalhamento

O espalhamento ocorre quando a energia é refletida ou refratada pelas partículas constituintes da atmosfera (moléculas de gás, pó, água...). Este fenômeno afeta a radiação tanto no seu percurso “Sol – superfície terrestre”, como no percurso “superfície terrestre – sensor”, localizado a uma grande altura. Sua intensidade depende de fatores como o comprimento de onda, a densidade de partículas ou gases na atmosfera e a distância percorrida entre o alvo – sensor através da atmosfera.

O efeito do espalhamento pode variar em função do tamanho do campo de visada. Se este for grande, uma parcela aditiva de energia é espalhada para sua direção, somando-se àquela de interesse, fazendo o sensor registrar um valor maior do que aquele que deveria ser registrado. Já se o campo de visada for pequeno, pouca energia será espalhada em sua direção, além de uma porção significativa da radiação



constituente de seu campo de visada que será desviada do sensor, fazendo com que o sensor receba menos energia do que deveria.

Para melhor tratar estes fenômenos de espalhamento estes foram divididos em três categorias, em função da relação entre o tamanho das partículas que o originam e o comprimento de onda envolvido: *Espalhamento Raleigh*, *Espalhamento Mie* e o *Espalhamento não Seletivo*.

### 2.3.5.1 Espalhamento Raleigh

O *espalhamento Raleigh* é a forma de espalhamento dominante na região da alta atmosfera. Ocorre quando as partículas, que podem ser partículas de pó ou moléculas de oxigênio ou nitrogênio, são muito pequenas em comparação ao comprimento de onda da radiação incidente.

Formalmente o *espalhamento Raleigh* pode ser descrito por:

$$\sigma_{\lambda} = \frac{4\pi^2 NV^2 (n^2 - m^2)^2}{\lambda^4 (n^2 + m^2)^2} \quad (05)$$

Onde:

N = nº de partículas por centímetro cúbico;

V = volume médio das partículas;

n = Índice de refração médio das partículas;

m = Índice de refração do meio;

$\sigma_{\lambda}$  = coeficiente de espalhamento volumétrico em função do comprimento de onda ( $\lambda$ ).

Como o coeficiente de espalhamento é inversamente proporcional ao comprimento de onda incidente, elevado a quarta potência, teremos:

$$\sigma_{\lambda} = f(1/\lambda^4) \quad (06)$$

O *espalhamento Raleigh* afeta com maior intensidade os comprimentos de onda menores.

Este tipo de espalhamento é o causador da cor azul do céu. Como os comprimentos de onda menores são os mais afetados, a cor azul será mais espalhada do que as outras componentes do espectro visível, dando esta cor ao céu. Ao pôr-do-sol, quando o sol se encontra mais próximo à linha do horizonte o percurso que a energia deve atravessar se amplia. Neste caso, a energia espalhada com mais intensidade (principalmente a azul, por ser o menor comprimento de onda visível); assim, a luz de cor azul não mais chega a nossos olhos, e o pôr-do-sol recebe o tom avermelhado (espalhado pela coluna de poeira presente na atmosfera, mais presente no verão) (Swain e Davis, 1978).

### 2.3.5.2 Espalhamento Mie

O *espalhamento Mie* ocorre quando o tamanho das partículas é da mesma ordem de grandeza que o comprimento de onda da radiação incidente (Swain & Davis, 1978). Causas frequentes são a presença de aerossóis, pólen, vapor d'água e fumaça. O *espalhamento Mie* afeta comprimentos de onda maiores que aqueles afetados pelo *espalhamento Raleigh* e ocorre principalmente na baixa atmosfera. Onde estas partículas são mais frequentes. As situações onde ele é mais visível são durante incêndios ou quando há névoa no litoral. Matematicamente ele é descrito como:

$$\sigma_{\lambda} = 10^5 \pi \int N(a) K(a,n) a^2 da \quad (07)$$

Onde:

$N(a)$  = nº de partículas no intervalo “a + da”;

a = raio médio das partículas;

$K(a,n)$  = Coeficiente de Espalhamento.

### 2.3.5.3 Espalhamento não Seletivo

Este espalhamento afeta a todos os comprimentos de onda de forma homogênea (não seletiva). A cor branca das nuvens é causada por este espalhamento. Como todos os comprimentos de onda são afetadas, as componentes da luz solar são espalhadas com a mesma intensidade, não havendo uma cor que se sobressaia (Swain & Davis, 1978). Como a luz branca é uma conjunção de todas as frequências do espectro visível, esta é a cor a qual vemos as nuvens. O espalhamento ao seletivo ocorre quando

a ordem de grandeza do tamanho das partículas é muito maior que o tamanho do comprimento de onda da radiação incidente. É causado principalmente pela presença de partículas de água e poeira na atmosfera.

### 2.3.6 Interação entre Energia Eletromagnética e Matéria

A variação da rugosidade da superfície influencia a capacidade de um objeto refletir energia. Uma superfície lisa, como um espelho, reflete quase toda a energia incidente com o mesmo ângulo de incidência ( $\theta_i = \theta_r$ ). Este fenômeno é chamado de reflexão especular e pode ser observado em lagos e outros corpos d'água. Pois estas superfícies são consideravelmente lisas.

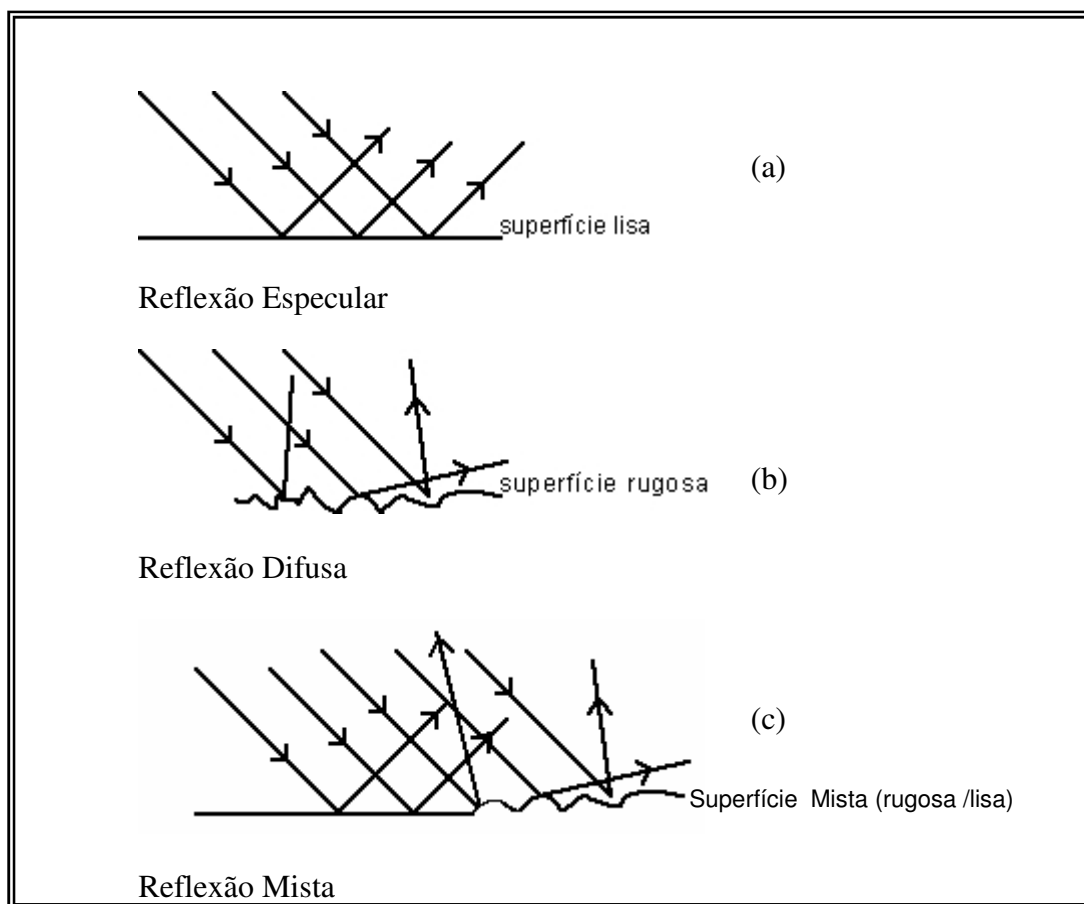


Figura 05 – Representação das distintas superfícies reflexivas (Fonte: adaptado de adaptado de Swain & Davis, 1978).

A reflexão difusa ocorre quando a energia incidente é espalhada em todas as direções de forma homogênea (Figura 5b). Este fenômeno está associado principalmente a superfícies rugosas que espalham a energia incidente em vários

ângulos. Considera-se como superfície difusa toda superfície em que ao menos vinte e cinco por cento da radiação incidente é refletida de forma difusa.

A reflexão especular e a reflexão difusa são casos extremos. As superfícies naturais raramente seguem unicamente um destes comportamentos. A situação comum é encontrar casos mistos, onde os dois tipos de reflexão se sobrepõem (Figura 5c).

A proporção entre a energia refletida, a absorvida e a transmitida depende de vários fatores, entre os quais estão:

As características próprias de cada superfície. A rugosidade da superfície e a estrutura molecular do objeto são os principais elementos que determinam sua reflexão.

A parcela refletida da radiação incidente varia e função do comprimento de onda. Graças a esta propriedade, uma superfície pode refletir mais energia em determinadas faixas do espectro incidente do que em outras.

A Geometria da aquisição da Imagem influencia a reflexão e refração [ $f_{\text{refr.}} = f(\theta)$ ;  $f_{\text{refl.}} = f(\theta)$ ]. Algumas superfícies podem apresentar reflexão especular devido ao ângulo de incidência da radiação e a geometria de observação, além dos efeitos que esta reflexão especular pode acarretar á e radiação como, por exemplo, sua polarização.

## **2.4 Fundamentos de radiometria óptica espectral**

Radiométrica é por definição a medida quantitativa da intensidade de qualquer um dos tipos conhecidos de radiação como, por exemplo, a radiação eletromagnética emitida pelo sol ou por uma fonte artificial, como uma lâmpada. A radiação eletromagnética por ter a propriedade de se propagar no espaço vazio ou vácuo é a que se presta para fins de sensoriamento remoto, pois o sensor que detecta este tipo de radiação seja ele uma câmera fotográfica ou um sensor imageador multiespectral, posto a bordo de satélites ou aviões, não estará em contato físico como o objeto-alvo. Ou seja, entre o objeto e o sensor há um espaço ocupado apenas pela atmosfera (Swain & Davis, 1978).

A radiação eletromagnética mais familiar ao homem é a própria luz do Sol que ilumina a superfície terrestre. Ela é denominada luz visível por porque é sensível ao olho humano, um eficiente sensor capaz de identificar e discriminar os objetos da superfície da terra por meio dos raios de luz refletidos pelos objetos. O Sol como fonte

de radiação eletromagnética emite não somente luz visível, mas também radiação em quantidades expressivas compreendidas nas faixas do ultravioleta ou infravermelho de ondas curtas. A Terra sendo também uma fonte de radiação eletromagnética é capaz de emitir radiação em faixas compreendidas pelo infravermelho termal. Estas faixas espectrais são as principais regiões do espectro eletromagnético empregadas em sensoriamento remoto. Quando a radiação eletromagnética recebe a denominação óptica, diz-se que ela limita-se a região do espectro eletromagnético do intervalo de comprimento de onda do visível ao infravermelho de ondas curtas, i.e. de 400 a 2500 nm cuja principal propriedade é poder ser refletida pelas superfícies dos objetos de acordo com as leis ópticas da reflexão.

A radiometria espectral é uma das mais importantes áreas do conhecimento em sensoriamento remoto. Isso porque é por meio das medidas radiométricas de laboratório ou de campo que se descobrem com qual intensidade cada material, seja solo, rocha ou vegetação, reflete a radiação eletromagnética nos diferentes comprimentos de onda do espectro e isto nos permite explicar e entender como cada um destes objetos irá aparecer nas imagens. Um objeto que tenha uma alta intensidade de reflectância em determinado comprimento de onda será codificado na imagem preto-e-branco correspondente aquela banda espectral com um tom de cinza claro e, o oposto, um objeto que absorve toda a radiação, nada refletindo, aparecerá em tons de cinza-escuro (*Meneses et al, 2001*). Infelizmente, muitos dos usuários de sensoriamento remoto tendem a julgar a radiometria espectral como uma área estritamente teórica ou apenas de interesse para pesquisas básicas. Esse julgamento contribui para a formação de grande número de intérpretes de imagens que utiliza apenas conhecimentos empíricos de interpretação, baseados quase que exclusivamente no processo de comparação entre o objeto visto na imagem e visto em campo, para fazer sua identificação. Ao usar este processo o intérprete estabelece um método de interpretação de imagens baseado em sistema de classificação comparativo que só se mostrará eficiente após um longo período de prática.

Conforme *Meneses et al (2001)*, a origem mais provável desta conduta é que estes intérpretes desconhecem ou encontram dificuldades em usar medidas radiométricas como base para os métodos de interpretação de imagens multiespectrais. Esse método pode ser comparado com o que se viu no passado recente com intérpretes

de fotos aéreas que utilizavam métodos empíricos, baseados exclusivamente, nas suas experiência adquiridas ao longo dos anos. Esses foram denominados métodos das chaves nos quais as imagens dos objetos, registradas nas fotos, eram identificadas e analisadas por meio de chaves de comparação com base em áreas já conhecidas pelo intérprete. É esse vício, que com frequência, vimos se repetir na interpretação de imagens multiespectrais, em parte, justificado pela pouca possibilidade de acesso que o usuário de sensoriamento remoto tem a textos básicos sobre métodos de análise e interpretação de imagens multiespectrais.

O porquê de usar métodos distintos para interpretação de imagens multiespectrais situa-se na diferenciação das resoluções espectrais e espaciais existentes entre fotos e imagens. Nas fotos aéreas a resolução espectral é considerada ruim porque o filme registra de forma integrada a radiação refletida em uma ampla faixa espectral, dificultando a diferenciação dos objetos pela análise de suas reflectâncias. Em contrapartida os sensores fotográficos possuem ótima resolução espacial, da ordem do metro, o que possibilita maior precisão de análise dos atributos de forma, tamanho e textura dos objetos, auxiliados ainda de uma visão tridimensional estereoscópica. Nas imagens multiespectrais é a resolução espectral, ou seja, o número de imagens ou bandas por região espectral que se sobressalta, permitindo que os objetos possam ser classificados ou discriminados por meio de suas diferenças de refletância (*Swain & Davis, 1978*). Por isso, para a interpretação de imagens multiespectrais é fundamental primeiro conhecer os padrões das respostas de refletância dos diferentes tipos de materiais. Esses valores são obtidos a partir de medidas de intensidade de radiação eletromagnética por comprimento de onda refletido pelos objetos-alvo, usando como instrumento aferidor espectrorradiômetros. Essa medida feita pelos espectrorradiômetros é normalmente apresentada na forma de Tabelas ou gráficos, denominados curvas de assinatura espectral.

É importante ressaltar que de acordo com a dualidade da natureza da radiação eletromagnética, ao se propagar pelo vácuo, ela se comporta como uma onda carregada de fótons de energia. Portanto, para se fazer uso prático da radiometria espectral como método para interpretação de imagens, é necessário entender como interage a energia contida na radiação eletromagnética com a energia contida nos

átomos e moléculas dos diferentes materiais ao incidir sobre eles. Este é o pilar fundamental da radiometria.

A importância da radiometria é conhecida na prática todas as vezes que as imagens forem utilizadas para se fazer interpretações temáticas, como mapas de uso do solo, mapas geológicos, cobertura vegetal e etc., cujo objetivo seja a discriminação dos objetos de interesse. Por isso, exige-se de todos os especialistas em sensoriamento remoto, pelo menos o domínio de um conhecimento mínimo em radiometria espectral. A constatação pode ser feita de uma simples análise da própria definição de sensoriamento remoto. Das várias definições encontradas para descrever o que de fato é sensoriamento remoto, a mais simples e usual define-o como uma técnica de aquisição de dados dos objetos existentes na superfície terrestre, sem que haja contato físico entre sensor-objeto. Essa definição, aparentemente simplista, pode ser ampliada, fazendo-se algumas considerações. A primeira delas é se não há contato físico entre sensor-objeto, o que implica ausência de matéria no espaço interposto entre o objeto-sensor, ou seja, que a informação sobre o objeto possa ser transmitida ao sensor através do espaço vazio ou atmosfera. O processo para transmissão dessa informação pode ser feito através da radiação eletromagnética. Lembrando-se que como forma de energia a radiação eletromagnética é expressa pela equação:

$$E = h.c/\lambda \quad (08)$$

Onde:

- h é a constante de Planck;
- c é velocidade da luz no vácuo;
- $\lambda$  o comprimento de onda da radiação eletromagnética.

Pode-se com mais rigor, então, definir o sensoriamento remoto como “uma medida de trocas de energia, resultantes da interação da energia contida na radiação eletromagnética de determinado comprimento de onda, com a energia contida nos átomos e moléculas que constituem aquele material”.

Sabe-se que, pelo princípio da conservação da energia, a radiação eletromagnética quando incide sobre a superfície de um material terá parte dela refletida por essa superfície, parte absorvida pelos átomos ou moléculas e parte, podendo ser transmitida, caso a matéria exiba alguma transparência a essa radiação. A soma destes três componentes será igual à intensidade da radiação incidente. Nos sensores remotos,

que obtém imagens nas bandas do visível ao infravermelho de ondas curtas, mede-se ou detecta-se apenas a intensidade da radiação eletromagnética refletida, cuja intensidade e qualidade são função das propriedades espectrais que definem a absorvância e a transmitância do objeto. Contudo, não se pode desconsiderar que a refletância é também dependente de propriedades espaciais do objeto, tais como tamanho, forma, estrutura e textura de sua superfície. Somados, todos estes atributos determinam as características da imagem registrada pelo sensor. Estas características são codificadas nas imagens por meio dos valores digitais do *pixels*, os valores de níveis de cinza, representando os correspondentes valores de intensidade de refletância daquele objeto (Milton, 1987).

Como ainda é muito oneroso operar de alturas orbitais com sistemas sensores que tenham conjuntamente altas resoluções espaciais e espectrais, é tem sido mais comum optar-se por sistemas sensores que privilegiem uma destas características. Embora sensores orbitais pancromáticos com um metro de resolução espacial já se encontrem em operação, há ainda certa preferência pelos sistemas sensores que operam simultaneamente em diferentes regiões do espectro eletromagnético, gerando imagens em diferentes bandas espectrais, como a exemplo das sete bandas do sensor TM do satélite LANDSAT ou as 14 bandas do sensor ASTER.

## **2.5 Fator de Refletância**

Para que melhor se possa compreender os processos de interação refletiva da radiação eletromagnética e os objetos são necessários analisar as causas e efeitos envolvidos nesses fenômenos. Uma das maneiras de situar este estudo é abordar o comportamento espectral dos alvos através da refletância espectral da energia eletromagnética.

A refletância espectral das rochas pode ser definida como a razão entre o fluxo radiante espectral refletido pela superfície rochosa e o fluxo radiante espectral refletido por um material de referência, iluminado e do qual conhecemos previamente sua função refletância  $R(\lambda)$  (onde  $\lambda$  é o comprimento de onda da radiação incidente), e visado sob as mesmas condições que a superfície rochosa. Usualmente a superfície referência é composta por uma placa plana recoberta com sulfato de bário ( $BaSO_4$ ) ou óxido de magnésio ( $MgO$ ) e calibrada por comparação com uma placa padrão de



laboratório com espectro de refletância conhecido (Swain & Davis, 1978). Mais recentemente, e também neste trabalho, empregou-se espectralon, um material composto a base de politetrafluoroetileno tornando as placas mais resistentes à ação do tempo, laváveis e de qualidade e homogeneidade superior às obtidas com o sulfato de bário ou óxido de magnésio (Jackson *et al.*, 1969).

Em Geral, é impraticável fazer a aquisição destes dados de refletância em todas as possíveis posições Fonte/Sensor, já que tanto a irradiância como a radiância variam com os ângulos zenitais e azimutais para superfícies não lambertianas, como foi mostrado por Milton (1987). Por isso é usual a determinação do Fator de Refletância Bidirecional (FRBD) (Nicodemus *et al.*, 1977). Para fins de comparação de dados provenientes de fontes diversas, segundo Epiphanyo (1992), é sempre conveniente a utilização do FRBD, que é o parâmetro radiométrico mais conhecido e empregado em estudos de comportamento espectral de solos (Bowers & Hanks, 1965; Montgomery, 1964; Stoner & Baumgardner, 1980). O FRBD depende das propriedades da amostra, da geometria de iluminação e medida, e da faixa espectral avaliada. De acordo com Milton (1987) defini-se:

$$\text{FRBD}(\lambda) = \frac{L_{\text{alvo}}(\lambda) \cdot K(\lambda)}{L_{\text{placa}}(\lambda)} \quad (09)$$

Onde:

$L_{\text{alvo}}(\lambda)$  = radiância espectral de um alvo em W/(m<sup>2</sup>.nm.sr);

$L_{\text{placa}}(\lambda)$  = radiância espectral de uma placa com comportamento lambertiano em W/(m<sup>2</sup>.nm.sr);

$K(\lambda)$  = Fator de Correção da placa;

$\lambda$  = comprimento de onda da radiação incidente.

O fator  $K(\lambda)$  foi introduzido na equação 09 devido ao fato de que superfícies lambertianas, ou seja, refletores perfeitamente difusos, são uma abstração teórica. O termo bidirecional refere-se aos dois ângulos envolvidos: o ângulo de iluminação e o ângulo de aferição (Swain & Davis, 1978).

## 2.6 Comportamento Espectral de Rochas

Dentre todos os materiais que compõe a crosta terrestre, os minerais de rocha compreendem o maior número de combinações de elementos químicos e grupos iônicos e também são os que mais exibem variações em suas forças de ligação iônicas, tamanhos de átomos, raios iônicos, e muitas outras propriedades físico-químicas. Ao estudar os espectros dos minerais podem-se identificar quais serão as mais importantes potencialidades e também as limitações mais comuns que a radiometria espectral pode oferecer como técnica para identificar e discriminar os diferentes tipos de materiais terrestres.

A variedade de espectros de minerais (e rochas) é muito grande, havendo um espectro distinto para cada mínima variação da composição mineral. Essas mínimas variações dos materiais podem ser às vezes, para fins de sensoriamento remoto, muito importante. Não se deve considerar o espectro como uma informação isolada e sim contextualizar ambientalmente esta informação. Quando se trata de radiometria espectral, um de seus primeiros passos é a construção de bibliotecas espectrais dos materiais a serem imageados e que servirão como fonte de consulta e orientação na fase de interpretação dos dados-imagem hiper ou multiespectrais.

Em geologia, o conhecimento do comportamento espectral dos distintos alvos litológicos se mostra relevante, considerando a vastidão dos distintos tipos de minerais de rocha constituintes da natureza. O emprego do sensoriamento remoto e da radiometria espectral pode ser dividida em três categorizações:

- **parâmetros ambientais;**
- **instrumentos sensores;**
- **informação espectral.**

Quanto aos parâmetros ambientais e no caso específico de alvos Litológicos esses elementos incluem cobertura vegetal, solos, relevo, rugosidade da superfície, condições atmosféricas, entre outros (*Swain & Davis, 1978*).

Se considerarmos que a informação registrada por um instrumento sensor é apenas da superfície do objeto, já que a radiação eletromagnética não tem o poder de penetrar os materiais sólidos, constata-se que a presença de coberturas vegetais e solos caracteriza uma barreira a observação direta de litologias e jazimentos minerais. Alguns estudos de natureza geobotânica têm procurado relacionar variações de crescimento e

pigmentação e alterações nos estágios fenológicos com alterações e anomalias geoquímicas (estresse geoquímico). Essa anomalia costuma causar um desvio no centro do pico de refletância das curvas de assinatura espectral esperadas para vegetação (próximo de 780 nm) em direção ao azul (*blue shift*). Mesmo havendo na literatura relatos da identificação da correlação entre a presença de sulfetos de chumbo e cobre e o “*blue shift*” a possibilidade de identificação destes deslocamentos se limita ao emprego de imageadores aerotransportados, com alta resolução espacial e espectral (Epiphanyo et al, 1992). Quanto à possibilidade de se empregar a informação espectral das superfícies de solo para mapeamento de unidades litológicas e ocorrências minerais há em primeiro lugar a dificuldade de reconhecer se determinado solo é residual e, portanto, diretamente relacionado com a rocha subjacente ou, se é transportado e em nada se correlaciona com o substrato litológico local.

Invariavelmente, quase todos os minerais são modificados ou destruídos, restando muito pouco para se estabelecer uma correlação com a rocha original. É importante também se considerar o fato de que a refletância das superfícies de solo é altamente influenciada por variações do teor de matéria orgânica. Galvão e Vitorello (1998) determinam que a presença acima de 1,7% de matéria orgânica no solo é capaz de mascarar feições espectrais (linhas de absorção) do ferro e induzir a redução maior do que 40% na correlação entre o conteúdo de ferro total ( $Fe_2O_3$ ) e a refletância.

Já em outras situações, as irregularidades da superfície (escala centimétrica) e de relevo (escala métrica) geram sombreamentos. Estes, combinados com as variações dos ângulos de elevação e azimutal de incidência da radiação eletromagnética ocasionam alterações nos valores de radiância para o alvo (Swain & Davis, 1978). Também contribuem para a degradação da informação espectral captada pelo sensor os efeitos da intemperização da superfície das rochas e a cobertura da superfície da mesma por micro-organismos (liquens), já que qualquer película que provoque revestimento da superfície da rocha, por mais fina que seja, impedirá a observação espectral dos minerais constituintes.

Para as limitações impostas pelos sistemas sensores, a principal está no número de bandas e na largura das mesmas; diversos materiais apenas apresentam diferenciação espectral caso a largura das bandas seja satisfatoriamente estreita (da ordem do nanômetro), que vem a ser a largura média das faixas de absorção espectral de

grande parte dos minerais (Meneses *et al*, 2001). Nesta situação encontram-se os argilominerais de alteração hidrotermal, os minerais carbonáticos, aluminosos ou magnesianos que possuem bandas de absorção muito estreitas, bem próximas entre si e concentradas em pequenas faixas do espectro (entre 2000 e 2500nm). Para esta faixa o sensor ASTER apresenta cinco bandas espectrais (intervalo das bandas 5 a 9), tornando possível uma identificação destes minerais (Abrams & Hook, 1995).

Outro ponto a ser frisado é o fato de a interação entre a radiação eletromagnética e a rocha não ultrapassar os 50µm superficiais. Assim, a informação espectral obtida não poderá representar diretamente a composição e distribuição mineralógica da rocha. Além dessa constatação, nos é imprescindível o fato de que apenas parte dos minerais presentes na rocha apresenta feições de absorção espectral no intervalo óptico do espectro e, em muitos dos minerais, estas faixas de absorção estarão presentes devido ao conteúdo de íons de ferro (Fe) e grupos de hidroxilas (OH). A Tabela 03 exhibe alguns minerais e suas respectivas potencialidades de identificação espectral (adaptado de Meneses, 2001).

Tabela 03 – Potencial de identificação Espectral de Minerais (Fonte: Meneses, 2001).

Potencial de Identificação Espectral de Minerais		
Alto	Médio	Baixo
Hematita	Carbonatos	Óxidos de ferro
Goethita	Minerais Al-OH	Filossilicatos
Terras raras	Sulfatos	
Calcita	Minerais Mg-OH	
Magnesita	Rochas Sedimentares	
Dolominita	Rochas Máficas	
Caolinita	Rochas Ultramáficas	
Dicrita		
Pirofilita		
Montmorilonita		
Gibbsita		
Ilita		
Muscovita		
Aluminita		
Jarosita		
Talco		
Clorita		
Epidoto		
Anfibólios		
Rochas Carbonosas		
Rochas Basálticas		

## **2.7 Análise por Componentes Principais (Transformada k-L)**

A transformação das componentes principais consiste basicamente numa rotação no espaço espectral. Com isto os dados são representados num novo sistema de coordenadas espectrais, o que pode salientar algumas feições desejadas.

Do ponto de vista estatístico o objetivo da Análise por Componentes Principais (ACP) consiste em representar um conjunto de dados usando um novo conjunto de variáveis, obtidas através de combinações lineares dos dados originais. Este novo sistema de coordenadas deve ter como propriedade um baixo nível de correlação entre os dados (baixa redundância).

Em Sensoriamento Remoto é comum o emprego de bandas espectralmente próximas, altamente correlacionadas. Por este motivo, parte da informação contida num conjunto de bandas pode ser redundante. A técnica das componentes principais permite eliminar esta parcela redundante, resumindo as variáveis (observações nas diferentes bandas) a um subconjunto menor.

A ACP permite também identificar a informação a respeito de uma classe contida no conjunto de bandas ou em um subconjunto delas. Isto facilita a interpretação dos dados e o mapeamento mais apropriado e dinâmico à cerca da classe de interesse.

A Figura 11 mostra a distribuição dos níveis de cinza em duas bandas espectrais (canais 1 e 2). A nuvem de pontos formada caracteriza uma elipse que traduz a elevada correlação entre os dados contidos nestas duas bandas

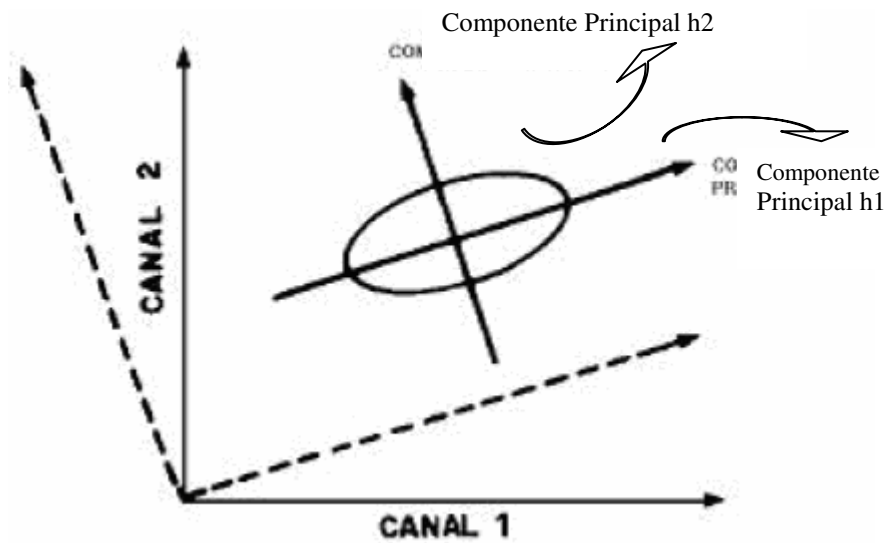


Figura 06 – Representação da transformada K-L (Fonte: Richards e Jia, 1998)

A correlação será maior quanto mais próxima a uma reta esta elipse se aproximar. No exemplo, a correlação entre as bandas é positiva e pode ser calculada como:

$$r(x,y) = \frac{\sigma(x,y)}{\sqrt{\sigma_x} \sqrt{\sigma_y}} \quad (13)$$

Onde  $\sigma(x,y)$  é a covariância entre as bandas X/Y,  $\sigma_x$  é a variância da banda X e  $\sigma_y$  é a variância da banda Y.

A variação dos níveis de cinza entre as bandas pode ser medida através da variância de cada banda. Nota-se que a variação dos dados ao longo do eixo menor da elipse é menor do que aquela apresentada na direção do eixo maior da mesma. Ou seja, a discriminação dos dados seria melhor se estes fossem projetados ao longo do eixo maior da elipse, visto na Figura 11, com a simbologia h1. Isto pode ser obtido aplicando uma rotação nos dados:

$$\begin{matrix} X'_1 \\ X'_2 \end{matrix} = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} * \begin{vmatrix} X_1 \\ X_2 \end{vmatrix} \quad (14)$$

Preferencialmente, localiza-se a origem no canto inferior esquerdo do retângulo envolvente à elipse, para assim obtermos apenas valores positivos.

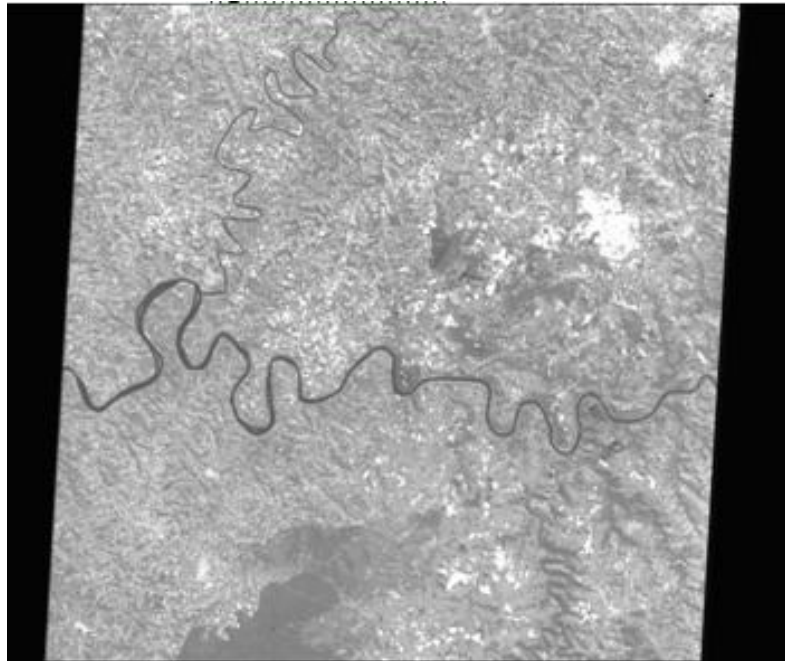
A determinação dos coeficientes necessários para efetuar esta rotação é dada pela análise da matriz de covariância do conjunto de observações a partir do cálculo de seus autovetores. Um conjunto de vetores que representam os eixos de maior variância da matriz, para uma matriz quadrada, é dado pelo conjunto de seus autovetores. Para se obter os autovetores, primeiramente, deve-se deter na obtenção dos autovalores da mesma. Então como primeiro passo, calcula-se os autovalores da matriz de variância-covariância, assim, para cada autovalor encontrado associa-se um autovetor, segundo sua equação característica. Desta maneira para cada autovalor existirá um autovetor calculado e que define, no espaço das observações, uma direção através de uma combinação linear dos dados originais. A este novo conjunto de eixos dá-se o nome de Componentes Principais da matriz original, visto que estes são paralelos aos eixos de maior variância.

A relevância de cada componente e seu respectivo conteúdo de informação corresponderá à relação entre todos os autovalores. A variância original explicada por cada componente pode ser calcula como a relação entre o autovalor e a soma de todos os autovalores. Para fins de análise é comum a ordenação dos autovalores segundo seu tamanho (ordem decrescente), de maneira que o primeiro autovetor possa ser associado ao maior autovalor e ao maior teor de informação. A porcentagem da informação original representada por cada banda é dada por:

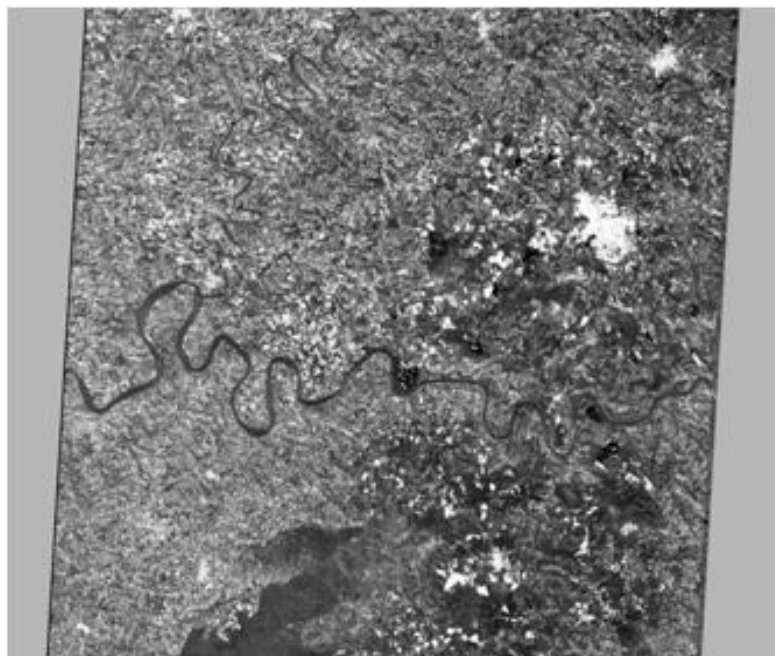
$$V(\mathbf{CP}_i) = \frac{\lambda_i}{\sum_{p=1}^m \lambda_p} * 100 \quad (15)$$

Agrupando os autovetores numa matriz quadrada, usando os autovalores como colunas desta matriz, obtemos uma matriz de rotação. Usando este método é possível transformarmos as bandas originais em um novo subconjunto de bandas, formando um novo sistema espectral. Isto se obtém através de uma combinação linear

das bandas originais, transformadas em componentes orientadas na direção de maior variação e preferencialmente ordenadas segundo o teor de informação que “carregam”.

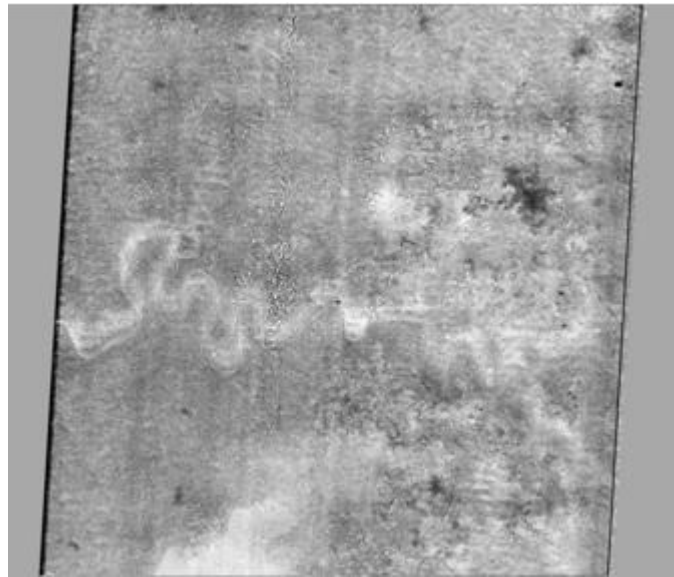


**(a)**



**(b)**





(c)

Figura 12 – Componentes principais para a imagem ASTER de ametista do SUL: a) CP1; b)CP2; c)CP9.

A Figura 12 mostra a aplicação da análise por componentes principais nas nove bandas da imagem ASTER de Ametista do Sul. Como resultado, novas nove bandas são obtidas. Nota-se que as primeiras componentes são mais nítidas, sendo úteis para uma análise visual, pois permitem uma maior separabilidade dos objetos da cena. Isto compreende a maior variabilidade dos elementos da cena na primeira componente principal. A segunda componente usualmente é empregada para discriminação de vegetação, já que esta aparece clara e bem destacada em relação aos solos e à água. Na última imagem, resultante da nona componente principal, relaciona-se sua qualidade degradada ao baixo teor de informação desta componente.

Em algumas situações, as primeiras componentes são aproveitadas por representarem grande parte da informação contida nas bandas originais (compressão de dados). Por outro lado, quando se deseja estudar um determinado aspecto de uma imagem, como a presença de clorofila ou um determinado mineral, deve-se procurar a componente que melhor represente este fenômeno. Para tal costuma-se uma análise de regressão linear entre a(s) componente(s) e o fenômeno estudado.

Através de uma composição RGB com três das componentes (a ex., visualizadas em um monitor) pode-se identificar a natureza de sua informação. Outra maneira se dá através da comparação dos coeficientes associados a cada banda em cada componente. Sendo cada autovetor (componente principal) uma combinação linear das

variáveis originais, os coeficientes associados a cada variável original servem para interpretar qual aspecto dos dados originais é mais bem descrito por cada componente. Para tal nos convém normalizar os autovetores. Por exemplo, a partir de três bandas (B1, B2 e B3) é obtido o seguinte autovetor normalizado:

$$CP = 0,48 * B1 - 0,43 * B2 + 0,09 * B3 \quad (16)$$

Pode-se deduzir que esta componente representa a diferença entre as bandas vermelha (B1) e verde (B2), já que o coeficiente associado à terceira banda (B3), Infravermelho próximo é relativamente pequeno. Por outro lado, uma análise mais cuidadosa, com base no conhecimento de cena, permitiria associar esta nova componente com algum fenômeno natural, como o estado vegetativo relacionado à concentração de clorofila. Geralmente a primeira componente corresponde a uma soma ponderada de todas as bandas e seus coeficientes são muito distribuídos, sendo esta associada ao brilho da imagem.

Um exemplo de aplicação de ACP em Sensoriamento Remoto é apresentado por Loughlin (1991). Este autor mostra como a presença de alguns materiais na superfície terrestre podem ser melhor discriminadas através do emprego da técnica de ACP e a posterior visualização destas componentes em uma composição RGB. Por exemplo, aplicando ACP nas bandas 1/3/4/5 de uma imagem LANDSAT TM, Loughlin (1991) interpretou a primeira componente como “albedo”, a segunda componente como “infravermelho vs. visível”, a terceira como “vegetação” e a quarta componente como “óxido de ferro”. Os respectivos autovetores são mostrados na Tabela 7:

Tabela 07 - Autovetores calculados a partir das bandas 1/3/4/5 – LANDSAT TM (Fonte: Loughlin , 1991)

Emprego da ACP para mapeamento de óxido de ferro				
Componente	TM1	TM3	TM4	TM5
CP1	42.90	46.35	19.78	74.97
CP2	66.78	41.35	-20.87	-58.27
CP3	14.19	-11.61	-94.82	-25.95
CP4	-59.16	77.50	13.52	-17.63

## 2.8 O Conceito de Derivada

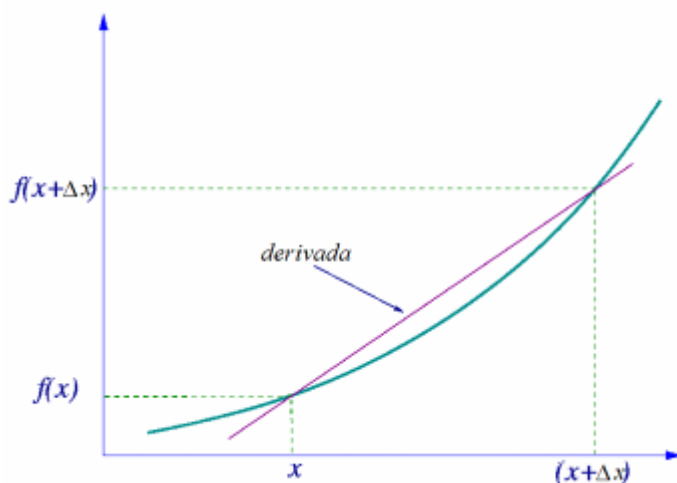
Na matemática, a derivada de uma função é o conceito central do cálculo diferencial. A derivada pode ser usada para determinar a taxa de variação de uma função devido a mudanças sofridas em um intervalo de domínio desta função (Frank *et al*, 1982). Por exemplo a taxa de variação da posição de um objeto com relação ao tempo, isto é, sua velocidade, é uma derivada.

A derivada de uma função em um ponto indica a taxa de variação da função em relação ao argumento da própria função. A derivada fornece a inclinação instantânea de  $f(x)$  em cada ponto  $x$ . Isto corresponde à inclinação da tangente à função no ponto indicado.

$$f'(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$$

Suponha que se queira encontrar a derivada de uma função  $f(x)$ , em  $x$ . Se aumentamos  $x$  em uma quantidade pequena (tão pequena o quanto se pode imaginar),  $\Delta x$ , pode-se calcular  $f(x + \Delta x)$ . Uma aproximação da inclinação da tangente à curva é dada por  $(f(x + \Delta x) - f(x)) / \Delta x$ . Matematicamente, se define a derivada como sendo o limite da razão acima quando  $\Delta x$  tende a zero.

Como a substituição simples de  $\Delta x$  por 0 resulta em divisão por zero, o numerador deve ser simplificado de tal forma que  $\Delta x$  possa ser fatorado e então cancelado com o denominador. A função resultante,  $f'(x)$ , é a derivada de  $f(x)$  (Frank *et al*, 1982).



## **2.9 Atributos para Caracterização dos Objetos**

O estabelecimento de padrões para caracterização dos objetos partiu de estudos do modo cognitivo de ação pelo nosso cérebro. Conforme explica VENDRIG (1998), o modo de percepção de imagens parte da ação das células nervosas na retina, que agem separando as imagens em componentes, como contornos, cores, texturas, informações contextuais e temporais. Estes fragmentos de informações são reunidos no cérebro em uma única imagem, de onde a informação sobre seus conteúdos é extraída. Estas informações, ditas como fragmentos, são denominadas atributos.

Os atributos podem ser qualificados quanto à referência que eles estabelecem, na forma de representação espectral, espacial, contextual, dentre outros. Assim, o processo de classificação proposto busca estabelecer diretrizes que analisem a eficiência individual e/ou comum de cada atributo.

### **2.9.1 Atributos Espectrais**

Os atributos espectrais dizem respeito à radiância refletida e/ou emitida pelos objetos de interesse nas diversas regiões do espectro eletromagnético abrangidas pelos dados. Este atributo define o comportamento espectral de cada objeto em particular. Os atributos espectrais, por serem de fácil quantificação, vêm sendo os mais utilizados nos processos de classificação de imagens digitais.

O atributo espectral utilizado a ser utilizado neste estudo será o valor médio dos contadores digitais dos *pixels* em cada objeto individual.

### **2.9.2 Atributos Espaciais**

Atributos espaciais como, por exemplo, forma e textura carregam informações altamente relevantes no processo de entendimento de uma cena. O ser humano utiliza estes atributos de modo rotineiro no processo de entendimento do ambiente que o cerca. A performance dos métodos de classificação de imagens digitais pode em princípio beneficiar-se muito pela introdução de informações desta natureza. Dados mais tradicionais em sensoriamento remoto, empregando media resolução espectral (por exemplo, dados LANDSAT-TM, SPOT, etc.), não oferecem condições para uma aquisição eficiente de informações desta natureza. Os dados em alta resolução

espectral, recentemente disponíveis, possuem o potencial de permitir a extração destas informações para sua posterior implementação em um classificador.

## 2.10 O Sensor ASTER

O sensor ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) é um instrumento de investigação proposto pelo Ministério de Comércio e Indústria Japonês. Foi lançado em 1999, junto a plataforma orbital TERRA (EOS-AM1) com o objetivo de subsidiar o monitoramento e a observação da superfície terrestre. O objetivo principal da missão ASTER é melhorar o entendimento dos fenômenos em escala local e regional, que ocorrem na superfície da terra e em sua baixa atmosfera, incluindo também eventos de interação superfície-atmosfera.

A arquitetura do sensor ASTER é marcada pela presença de três sub-sensores (radiômetros). A imagem abaixo expõe a conformação do sensor ASTER, com seus três subsistemas ópticos independentes: o radiômetro para as faixas do visível e infravermelho próximo (VNIR), o radiômetro para a faixa do infravermelho médio (SWIR) e o radiômetro para a porção termal do espectro eletromagnético (TIR). O sensor possui três bandas espectrais para o VNIR, seis bandas para o SWIR e cinco bandas para o TIR, com 15, 30 e 90 m de resolução espectral para cada sub-sistema, respectivamente.

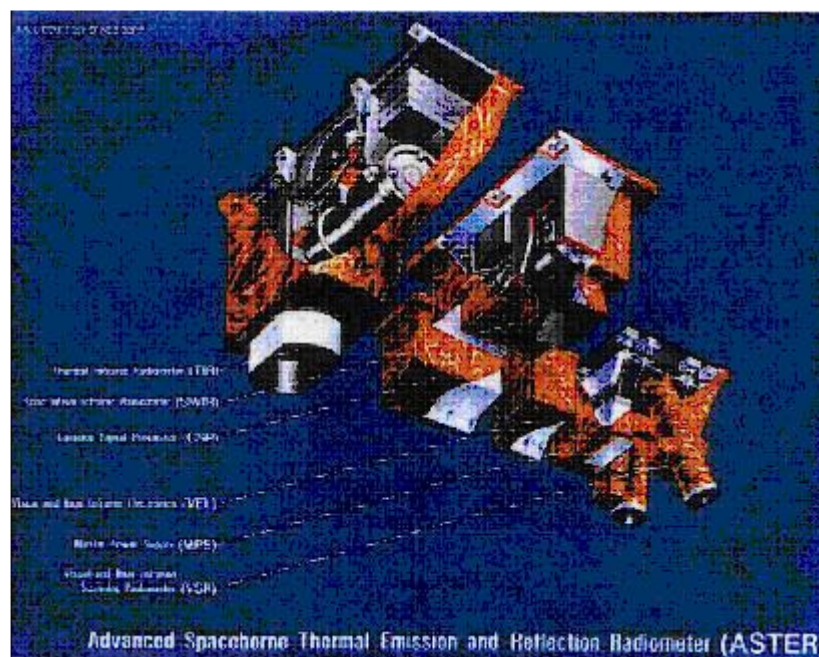


Figura 08 – Sensor ASTER (Fonte: ASTER GUIDE)

As três bandas VNIR tem centro de banda semelhante as bandas do sensor TM-LANDSAT. O VNIR é especialmente útil para interpretações topográficas, já que dispõe da banda três em recobrimento estereoscópico ao longo da órbita, com visadas em nadir (BANDA 3N) e visada posterior (3B), com 15m de resolução espacial. As bandas VNIR são úteis para a detecção de vegetação e minerais (principalmente óxidos de ferro) em superfícies de solo e rochas expostos. Os centros das bandas SWIR foram selecionadas com o objetivo de mapear solos e minerais.

O objetivo das bandas 5 e 9 é aferir o espectro de absorção de filossilicatos e carbonatos na região de 2100 a 2400 nm. As bandas ASTER SWIR permite mapear as superfícies de solos litológicos com mais detalhe do que em dados LANDSAT-TM e JERS-1. A discriminação entre nuvens e neve também é possível com o emprego de das bandas SWIR.

#### **2.10.1 Capacidade de Registro**

Todas as bandas ASTER cobrem a mesma faixa de imageamento de 60km, com uma capacidade de registro perpendicular a órbita de  $\pm 116$ km a partir do nadir. O tempo de revisita máximo é de 16 dias.

#### **2.10.2 Restrições de Operação**

Existem várias restrições para aquisição de dados ASTER. Estas restrições estão ligadas a uma variada fonte de complicações técnicas. Dentre estas se incluem o número de mudanças de orientação do telescópio, a dissipação de calor, o volume de dados, que pode ser armazenado nas gravadoras de estado sólido da plataforma, e as dificuldades de organização das missões de aquisição.

Tabela 05 - Características ASTER (Fonte: ASTER User's Guide)

ASTER			
Sub-sistema	Banda	Intervalo espectral (nm)	Resolução espacial (m)
VNIR	1	520 - 600	15
	2	630 - 690	
	3B e 3N	760 - 860	
SWIR	4	1600 - 1700	30
	5	2145 - 2185	
	6	2185 - 2225	
	7	2235 - 2285	
	8	2295 - 2360	
	9	2360 - 2430	
TIR	10	8125 - 8475	90
	11	8475 - 8825	
	12	8925 - 9275	
	13	10250 - 10950	
	14	10950 - 11650	

## CAPÍTULO III – MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo será descrito o procedimento de trabalho adotado para alcançar os objetivos definidos. Aspectos metodológicos mais detalhados serão introduzidos concomitantemente à discussão no capítulo seguinte. A Figura 07 apresenta o organograma sintetizando os passos adotados na execução da metodologia empregada no trabalho.

### 3.1 Materiais

Para este trabalho foram utilizados os seguintes materiais:

- Imagem ASTER da Região de interesse;
- Amostras coletadas em campo;
- Assinaturas espectrais obtidas a partir destas amostras;
- *Software* ENVI-4.1 e seu pacote de correção atmosférica FLAASH;
- *Software* Matlab;
- *Software* ERDAS Imagine.

### 3.2 Seleção e Descrição da Área de Estudo

Para seleção da área de estudo o conjunto área-imagem escolhido deveria atender aos seguintes requisitos básicos: possuir baixa ou nenhuma cobertura por nuvens; não ter incidência de falhas na aquisição de dados; apresentar topografia previamente conhecida; conter distintas tipologias geológicas, com alguma variação mineral; possuir porções geológicas homogêneas; apresentar grande quantidade de rejeito basáltico exposto e ter acesso facilitado.

Através das imagens do sensor ASTER em composição colorida, com azul para a banda 2 (de 630 a 690 nm), verde para a banda 3 (de 760 a 860 nm) e vermelho para a banda 5 (2145 a 2185 nm), foi possível avaliar quais imagens seriam mais apropriadas a este propósito. A partir destas imagens também obtemos informações preliminares de relevo, solos, cobertura vegetal, localização e identificação de áreas para coleta de amostras posteriormente utilizadas para obtenção do grau de acurácia do método empregado. A Tabela 06 fornece as características da imagem escolhida, como dia, horário, latitude/longitude, e região:



Tabela 06 - Características da Imagem do Sensor ASTER utilizada

Características da Imagem do Sensor ASTER utilizada (Ponto Central)				
Dia	Horário	Latitude	Longitude	Região
03/05/2001	13:52:38	285819.442	7031557.139	22S/UTM

### Organograma do desenvolvimento do trabalho

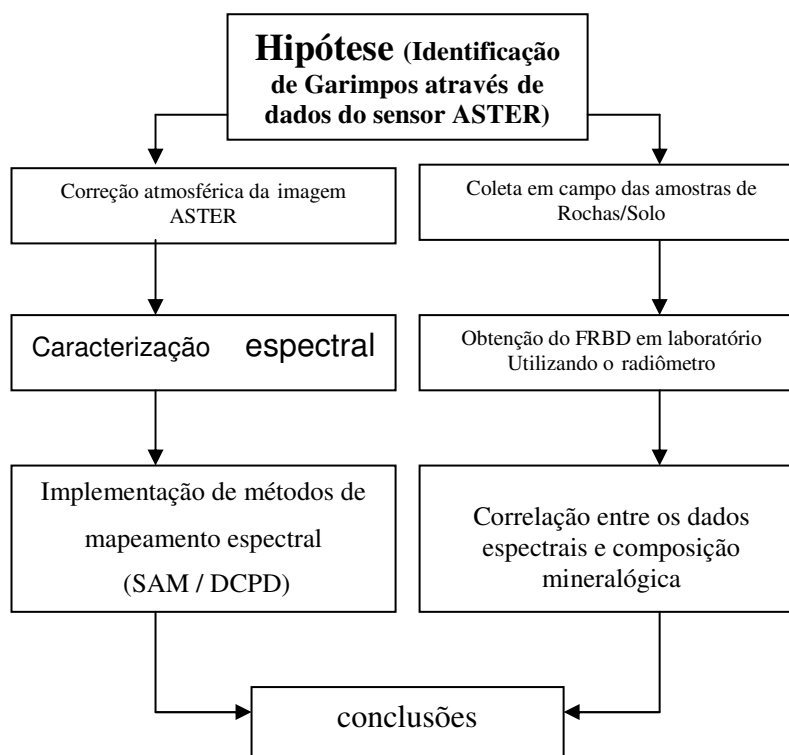


Figura 09 – Organograma do desenvolvimento do trabalho

A órbita ponto à imagem selecionada nos descreve a região conhecida como Alto Uruguai, compreendida entre os municípios de Frederico Wetsphalen e Ametista do Sul, ao norte do estado do Rio Grande do Sul (Figura 10).

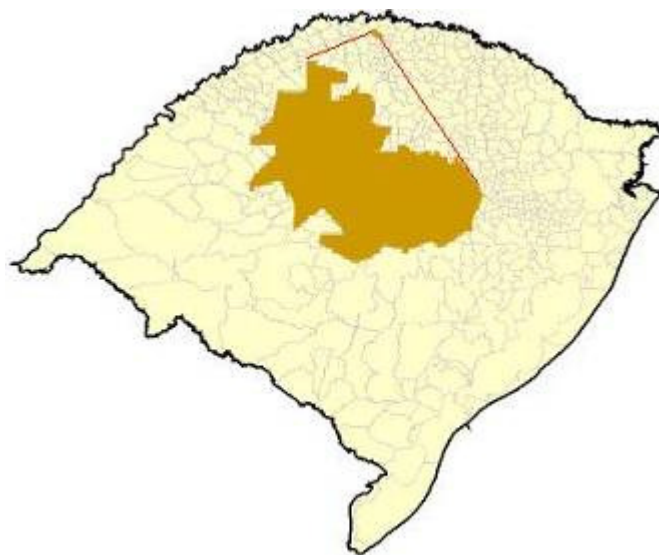


Figura 10 – mapa da região de estudo

Quanto à fisiografia do Estado do Rio Grande do Sul a linha de obtenção da imagem localiza-se na porção centro-norte do estado é caracterizada pela marcante homogeneidade na morfoestrutura (Gomes, 1996.). A cena está situada à porção meridional da bacia do Paraná. A topografia da região possui relevo ondulado, com uma variação média de 188 m.

### 3.3 Geologia

A geologia da região foco deste trabalho, individualizada em suas características estruturais, geoquímicas, espaciais e sua formação a partir de diversos derrames, direcionando a estruturação de uma correlação entre estas distintas perspectivas da geologia local (Gomes, 1996). A região de interesse está localizada ao norte do estado do Rio Grande do Sul, na área compreendida pelo município de Ametista do Sul (antiga localidade de São Gabriel), área esta que integra a bacia do Paraná.

Os derrames basálticos foram estudados em boas exposições de corte-estrada e luzes de garimpos (furnas) o que tornou possível à determinação das características individuais de cada derrame, bem como relações entre elas. Esta determinação se deu a partir de atributos singulares de cada derrame, distribuídos em: posição espacial relativa, espessura dos derrames e segundo suas estruturas internas.

Estas características nos proporcionaram a divisão desses derrames em duas tipologias individuais: derrames do tipo I e derrames do tipo II.

Os derrames do Tipo I são caracterizados por sua menor espessura, variando de 15 e 35m e estratificações topo-basais divididas em quatro níveis: nível vesicular do topo (formado por vesículas milimétricas a centimétricas, preenchidas por zeolitas, calcita, quartzo e argilominerais e espessura variando de 1 a 2m), NÍVEL SUPERIOR (formação de basalto maciço, intensamente fraturado e com espessura variando de 2 a 4m), NÍVEL CENTRAL (caracterizado por fraturas pouco pronunciadas, muito irregulares, dando origem a blocos de 1 a 2 metros de diâmetro; no topo deste nível se encontram a formação de geodos de tamanhos variados; nível com espessura variando de 10 a 25m) e NÍVEL VESICULAR BASAL (pouco espesso, com espessura média de 50cm). Já os derrames do Tipo II apresentam as maiores espessuras encontradas na área, variando de 30 a 50m, e sua estratificação dividida no sentido topo-basal em: NÍVEL VESICULAR DO TOPO, ZONA MACIÇA INTERMEDIÁRIA e NÍVEL VESICULAR BASAL (*Gomes, 1996*).

A composição mineralógica das rochas basálticas da Bacia do Paraná apresenta uma constituição pouco variada, sendo composta principalmente por plagioclásio, clinopiroxênio, Ti-magnetita e olivina, imersos em uma mesóstase de composição ácida. A mineralogia dos derrames do Tipo I apresenta nas proximidades dos geodos uma textura micro-porfirítica, com microfenocristais de plagioclásio e augita imersos em uma matriz que varia de micro a criptocristalina, apresentando olivina completamente alterada. Os níveis vesiculares destes derrames estão caracterizados por cristais ripiformes de plagioclásio, piroxênio e magnetitas (com forma esquelética), embora a característica mais determinante desta tipologia de derrame seja a presença expressiva de minerais de alteração, em especial argilominerais do tipo celadonita, com ocorrência nos espaços intersticiais e como produtos de alteração da olivina e piroxênio (*Gomes, 1996*).

Dentre os perfis identificados na região de interesse, individualizamos doze derrames individualizados em duas tipologias, Tipo I e Tipo II, sendo esta seqüência de derrames constituída por rochas pertencentes ao tipo magmático Pitanga na base (derrames I, II e III) e rachas magmáticas do tipo Paranapanema (tendo o início de sua

ocorrência marcada no derrame IV e passando a se intercalar com magmas do tipo Pitanga até o topo).

Os derrames onde existe ocorrência de mineralização compreendem os dois tipos magmáticos, Pitanga (derrames II, VI e VIII) e Paranapanema (derrame IX), não havendo distinção na composição química entre as tipologias estruturais I e II, ocorrendo assim de forma indistinta entre os tipos Pitanga e Paranapanema. Desta forma fica evidente a ligação entre a mineralogia (e texturas) e as características de resfriamento, cristalização e alteração destes derrames. A estratigrafia química das rochas vulcânicas básicas no Rio Grande do Sul, como o descrito por *Peate*, apontava a predominância de rochas pertencentes a tipos magmáticos com baixo Ti, o que corresponderia aos Tipos magmáticos Gramado e Esmeralda. *Peate* menciona a ocorrência de tipos com alto Ti na região norte-noroeste do estado e os classificou como do tipo Urubici (característico da porção Sul da bacia do Paraná). Já em nossa Região de estudo, compreendida pelo município de Ametista do Sul, não foram encontrados derrames pertencentes a tipos com baixo Ti, sendo as rochas constituintes destes derrames classificadas como tipo Pitanga e tipo Paranapanema (que são magmas característicos do norte da bacia do Paraná) e tendo as mesmas sua estratigrafia fortemente correlacionada com processos físicos de sua evolução (*Gomes, 1996*).

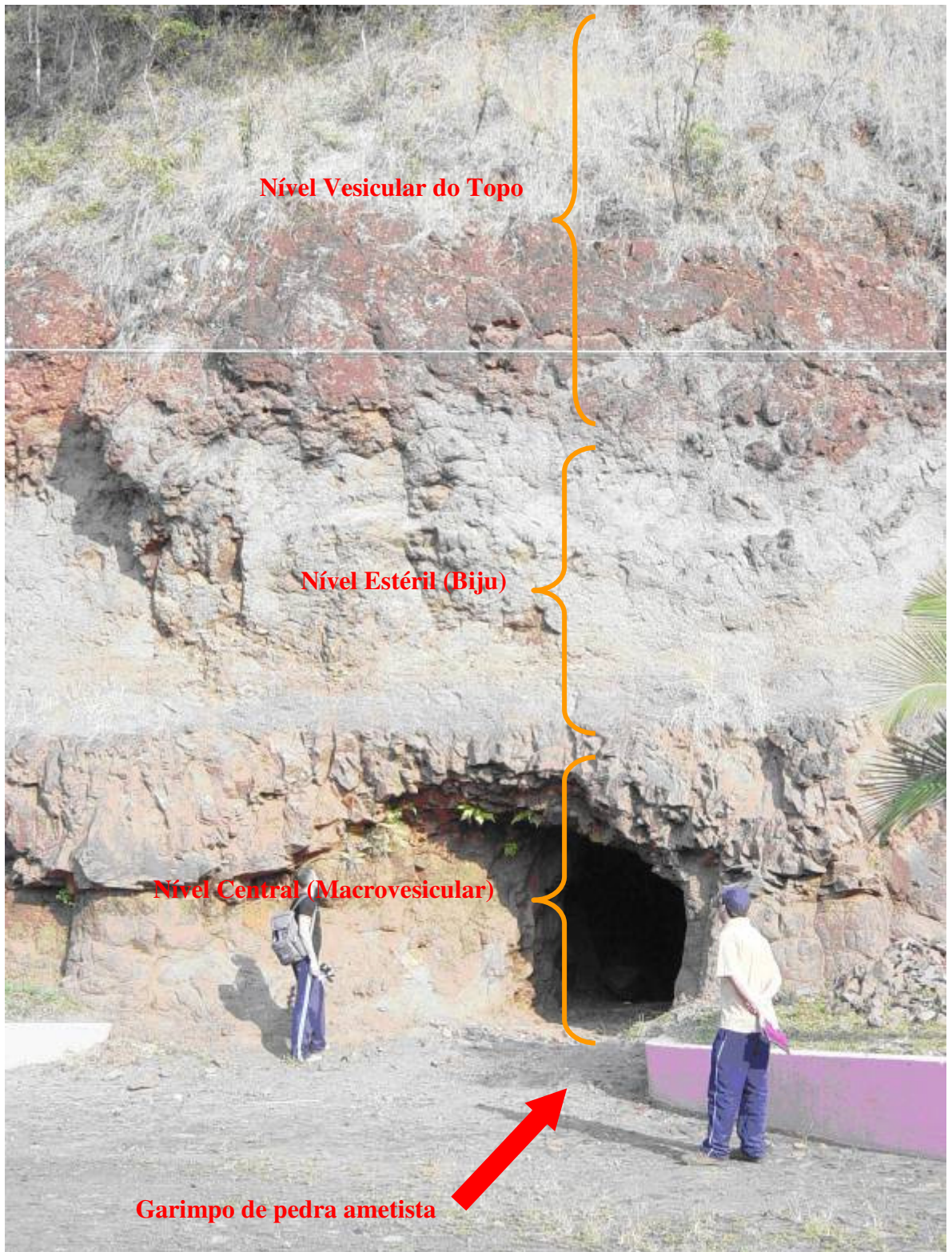


Figura 09 – Fotografia representando os níveis estratigráficos do derrame Tipo I

TIPO DE DERRAME (Estruturas Internas)	Derrame	Constituição Mineralógica	Características Petrográficas
TIPO I	Derrame II	Labradorita, augita, olivina, ti-magnetita, mesóstase com quartzo, k-feldspato, celadonita e apatitas. Geodos com caucita e mais raramente ametista.	Textura fina, afírica (>0,5mm)
	Derrame III	Labradorita, augita, olivina, magnetita, mesóstase com quartzo, argilominerais e apatitas.	Textura muito fina (>0,2mm)
	Derrame VI	Labradorita, augita, ti-magnetita, restos de olivina, celadonita e apatitas na mesóstase. Geodos com ametista.	Textura fina, afírica (>0,5mm)
	Derrame VII	Labradorita, augita, ti-magnetita, mesóstase com argilominerais e apatitas.	Textura fina, afírica (>0,5mm)
	Derrame VIII	Labradorita, augita, ti-magnetita, restos de olivina, celadonita e apatitas na mesóstase. Geodos com ametista.	Textura muito fina (>0,2mm)
	Derrame IX	Labradorita, augita, ti-magnetita, restos de olivina, celadonita e apatitas na mesóstase. Grande quantidade de zeolitas no nível vesicular. Geodos com gipso e ametista.	Textura fina, afírica (>0,5mm) a porfírica fina.
	Derrame X	Labradorita, augita, ti-magnetita, restos de olivina, magnetita, mesóstase com argilominerais e apatita.	Textura fina, afírica (>0,5mm) a porfírica fina
	TIPO II	Derrame I	Labradorita, augita, olivina, ti-magnetita, mesóstase com quartzo, k-feldspato, argilominerais e apatitas.
Derrame IV		Labradorita, augita, ti-magnetita, magnetita, mesóstase com quartzo, k-feldspato, argilominerais e apatitas.	Textura fina afírica a porfírica com fenocristais tabulares de plagioclásio e piroxênio (0,7 a 1,0mm) e matriz fina (>0,5mm)
Derrame V		Labradorita, augita, ti-magnetita, magnetita, mesóstase com quartzo, k-feldspato, argilominerais e apatitas.	Textura fina afírica a porfírica com fenocristais de plagioclásio e piroxênio (0,8 a 1,0mm) e matriz fina (>0,5mm)
Derrame XI		Labradorita, augita, pigeonita, restos de olivina no topo e base, ti-magnetita, magnetita, ilmenita, mesóstase com quartzo, k-feldspato, esmectitas e apatita.	Textura fina afírica a porfírica, chegando a seriada (até 1,0mm na parte central)
Derrame XII		Labradorita, augita, pigeonita, restos de olivina no topo e base, ti-magnetita, magnetita, ilmenita, mesóstase com quartzo, k-feldspato, esmectitas e apatita.	Texturas finas afírica (>0,5mm) a equigranular (até 1,0mm) no centro.



### 3.4 Características Climáticas

Nesta região o tipo climático é caracterizado como “sub-tropical”. A temperatura média anual oscila entre 14°C e 27°C, com as máximas ocorrendo no período compreendido entre os meses de outubro e março e as mínimas entre os meses de maio e julho. A precipitação anual é regular, entre 1200 a 1500mm, sendo mais intensa esta precipitação em anos de eventos climáticos severos (el-niño e la-niña). A umidade relativa do ar é variável entre 55% a 85%, registrando-se valores mínimos nos trimestres de novembro-dezembro-janeiro (IBGE).



Figura 11 – Representação climática do Estado do Rio Grande do Sul (Fonte: IBGE)

### 3.5 Métodos

A partir das amostras coletadas em campo, em um total de 10, em cada um dos respectivos pontos de controle, realizou-se uma análise radiométrica para aferição de suas assinaturas espectrais, empregando-se para isso o radiômetro *FieldSpec*®, marca ASDI, com resolução espectral abrangendo dos 350 aos 2500nm, e com uma largura de faixa de 5nm.

Posteriormente, de posse destes dados, implementou-se no *Software Matlab(6)*® a criação dos *EndMembers* e a classificação das imagens a partir dos mesmos; para a implementação dos *EndMembers* aplicou-se a técnica de análise por componentes principais (ACP), a fim de reduzir a redundância dos dados e aumentar a significância da representação da informação por estes. A técnica da ACP está descrita posteriormente.

As curvas espectrais foram obtidas para 10 séries de amostras presentes na Bacia do Paraná, norte do Estado do Rio Grande do Sul, Região de Ametista o Sul (31.7° N e 110° W).

Os dados de espectroscopia destas amostras foram obtidos sob as seguintes condições: campo, amostras retiradas, lavadas, moídas, peneiradas e obtidas as curvas espectrais sob iluminação em laboratório. Foram utilizados um espectrorradiômetro com cobertura espectral que vai de 350 a 2500 nm, 5 nm de intervalo amostral e 15° de campo de visada. Três medições de laboratório foram realizadas para cada série de amostras. O ponto de coleta destas amostras foi aferido com o emprego de GPS.

Caracterizando espectralmente os alvos, rochas constituintes de rejeitos de garimpo de pedra ametista, centrou-se os alvos de interesse deste estudo. As rochas escolhidas compreendem-se de basaltos, óxido de cobre, solo local e rochas areníticas correspondentes aos níveis estratigráficos dos garimpos de pedra ametista, a partir dos quais estruturou-se a biblioteca espectral para posterior aplicação junto aos métodos de classificação multiespectral. As curvas de assinatura espectral foram reamostradas segundo a resolução espectral do sensor ASTER, permitindo assim sua comparação com os espectros presentes em cada elemento da imagem, considerando que a característica espectral de cada *pixel* seja o resultado de uma mistura das características espectrais dos constituintes deste *pixel*.

### **3.5.5 Soluções Propostas**

Nos processos de classificação que envolvem abordagens paramétricas é suposto para cada classe a forma da distribuição de probabilidade. Os parâmetros necessários para o modelo são estimados através das e seus respectivos *EndMembers* obtidos por ACP (Loughlin, 1991), definido sobre um número suficientemente representativo de amostras, que permite assim obter aproximações de funções contínuas de densidade de probabilidade. (Schowengerdt, 1997).

Em se tratando de dados de sensoriamento remoto de alta resolução espectral, há um acréscimo significativo na variância espectral interna das classes, devido à variedade e especificidade de elementos captados pelo sensor sobre uma mesma classe, ou seja, com imagens de alta resolução espectral tende-se a ter uma captação média de materiais dentro de uma mesma classe (*pixel* mistura) ao invés de uma captação mais específica de vários objetos, quando comparado a sensores de satélites de média resolução espectral. Esse fator aumenta de modo expressivo a variância interna das classes, prejudicando a submissão dos dados por processos de classificação paramétrica, pois aumenta o erro de Bayes, piorando significativamente a acurácia da classificação (Richards e Jia, 1998).



Partindo-se do pressuposto que há um comportamento normal em determinadas faixas espectrais para os dados dos satélites de média resolução espacial, é possível verificar que os padrões apresentados sobre os dados de alta resolução espectral são pertencentes a uma determinada faixa deste espectro, por isso, a dificuldade de modelagem de padrões espectrais sobre as classes destas imagens (Swain & Davis, 1978).

Analisando os histogramas das classes de interesse (afloramento rochoso, solo exposto, vegetação rasteira, etc.) nas imagens de estudo pode-se verificar a presença de comportamentos aproximados por um polinômio (bimodais, trimodais e polimodais) para as classes amostradas, apresentando um alto grau de variação espectral, dificultando a exposição dos dados por definições paramétricas.

A fim confrontar os histogramas das classes sobre uma mesma escala, permitindo verificar a discriminação interclasses estruturou-se a Figura 12, que apresenta os histogramas combinados das classes.

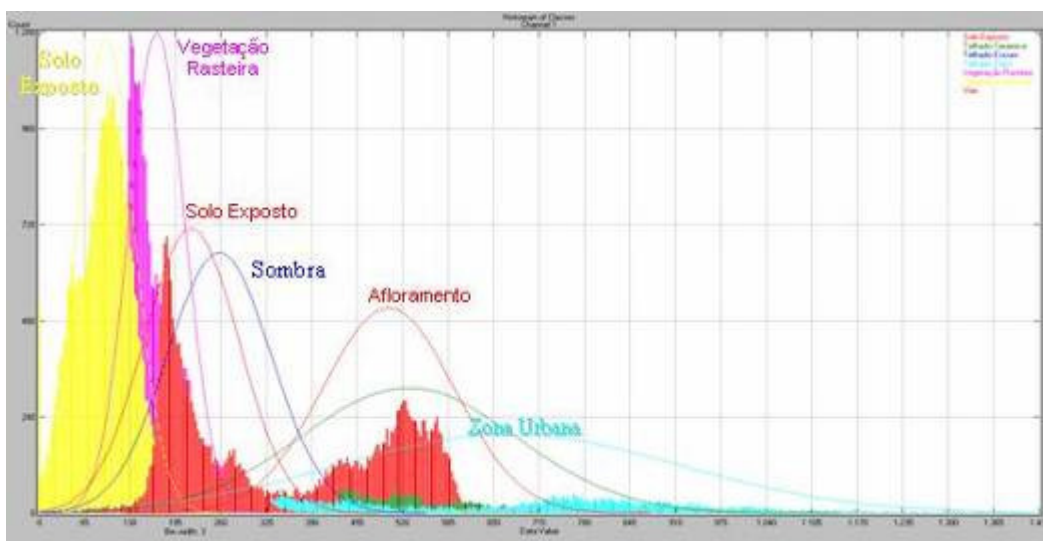


Figura 12 – Histograma Combinado de Classes de Imagem ASTER (padrão: *pixel*)

Em linhas gerais, a análise de similaridade entre vetores de caracterização espectral (assinaturas ou *EndMembers*) consiste no alicerce das técnicas de classificação multi e hiperespectral (Swain & Davis, 1978).

Para este estudo foram implementadas duas técnicas de classificação espectral sobre a imagem ASTER, sendo a primeira delas a técnica de Decomposição de Curvas por meio da

Derivada Primeira (DCDP) e, a segunda, através da aplicação de ferramentas de classificação espectral do programa ENVI (RSI, 2003). A técnica da derivada primeira seguiu as seqüências citadas na Tabela 09; já a técnica SAM (*Spectral Angle Mapper*) seguiu os passos seqüenciais descritos na Tabela 08.

A imagem processada constituiu de uma sub-cena de 800 x 800 *pixels*, compreendendo a sede do município de Ametista do Sul e suas adjacência, perfazendo as áreas constituintes dos pontos de apoio de campo onde foram coletadas as amostras para radiometria.

Tabela 08 – Descrição SAM

<b>Processos</b>	
1	Leitura da imagem de Entrada para Processamento (já corrigida radiométricamente)
2	Leitura dos espectros de referência já Reamostrados (formato ASCII)
3	Escolha do <i>threshold</i>
4	Criação da imagem classificada e da imagem <i>RULE</i>

Tabela 09 – Descrição DCDP

<b>Processos</b>	
1	Leitura da imagem de Entrada para Processamento (já corrigida radiométricamente)
2	Leitura dos espectros de referência (formato xls)
3	Aplicação da ACP e Reamostragem dos Espectros
4	Aplicação da Derivada Primeira sobre o espectro de referência (criação do vetor referência)
5	Aplicação da Derivada Primeira sobre cada elemento da imagem (criação do vetor para cada <i>pixel</i> )
6	Classificação da imagem com a aplicação de um <i>threshold</i> de similaridade percentual
7	Criação da imagem classificada e a imagem derivada

## CAPÍTULO IV – RESULTADOS E DISCUSSÃO

Buscando fomentar um confronto espectral, é indispensável uma apropriada correção dos efeitos atmosféricos presentes nas imagens e a constituição de uma biblioteca espectral contendo os alvos de interesse (Clark *et al.*, 1990). A classificação da dada imagem, e a respectiva identificação do alvo de interesse, consistirá dos resultados da confrontação entre os dados da biblioteca e os dados oriundos da imagem.

Na Figura 14 se observa a comparação entre os espectros de referência e os espectros obtidos na imagem, para uma mesma localização geográfica. Mesmo abarcando os efeitos de *pixel* mistura (vegetação-mineral, alterações minerais, etc), influência atmosférica, granulometria mineral e efeitos de sombreamento. Para a região de Ametista do Sul, embora os afloramentos rochosos e os rejeitos de garimpo sejam bastante homogêneos, a vegetação abundante torna-se um fator de degradação da informação espectral, criando assim mais um desafio para o mapeamento orbital destes alvos.

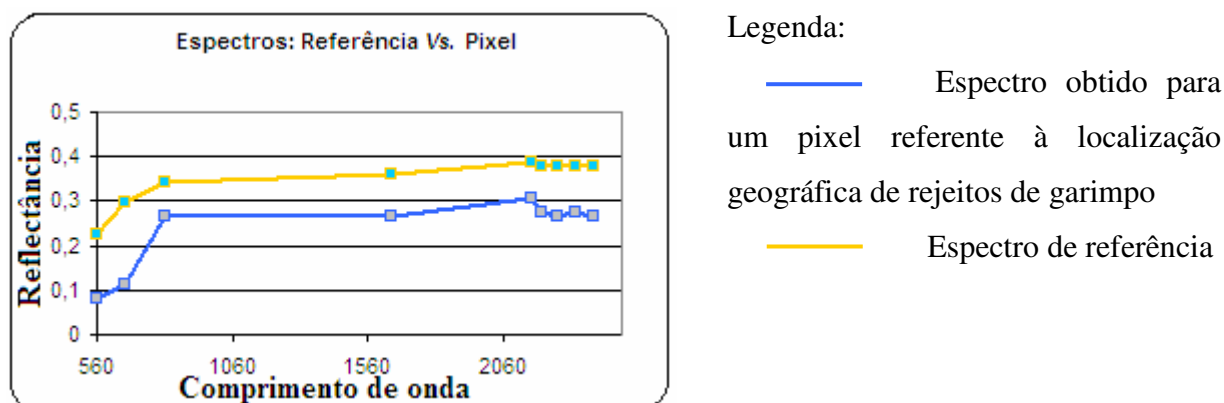


Figura 13 – Confrontamento entre a espectro de um pixel e o espectro de referência.

### 4.1 Aquisição, Processamento e Interpretação dos dados Espectrais

A significância exposta pelo processo de classificação baseado em Assinaturas espectrais e seus respectivos *EndMembers* exprime a direção inicial no processo de pesquisa. Deste modo, a proposta inicial de trabalho partiu da avaliação da qualificação do método de caracterização espectral.

A definição do método seguiu estudos apresentados na literatura (Cahill, 1979), exposto quando o objetivo tange a constituições de padrões espectrais. Alguns exemplos desses métodos são as técnicas de ACP e implementação da derivada primeira (Curran, 1994; Zhang *et al*, 2000), (Accioly, 1998).

Este estudo visa a utilização da caracterização espectral, devido à eficiência na descrição dos elementos apresentados nas imagens de satélite de média resolução espectral, buscando identificar espectralmente elementos de interesse em uma cena. Para a aplicação classificação espectral utilizou-se o *Software Matlab(6)®*, no qual implementou-se o algoritmo citado referente a técnica DCDP, presente no anexo1, e a técnica SAM (interna do *Software ENVi-4.1*).

Com as assinaturas constituídas, são definidos e modelados sobre estas os *EndMembers* característicos para cada amostra coletada. A definição destes atributos que servirão como descritores no processo de classificação parte das características espectrais intrínsecas que o binômio ambiente-alvo apresentar.

## 4.2 Processamento

### 4.2.1 Correção Radiométrica para Imagens ASTER

A correção radiométrica das imagens adquiridas a partir do sensor ASTER foi efetuada a partir do modelo *FLAASH* (RSI, 2003), pertencente ao *Software ENVI*. A correção radiométrica deve ser efetuada a fim de subtrair os efeitos atmosféricos presentes em imagens orbitais e, assim, tornar possível a transformação dos valores atuais de contadores digitais para refletância para cada *pixel*.

O *FLAASH* baseia-se no modelo padrão de radiância (L) para um *pixel* aferido a partir de um sensor orbital, considerando os alvos lambertianos (superfícies difusas):

$$L = \{[(A \cdot \rho)/(1 - \rho_e \cdot S)] + [(B \cdot \rho_e)/(1 - \rho_e \cdot S)] + L_a\} \quad (11)$$

Onde  $\rho$  é a refletância da superfície do *pixel*,  $\rho_e$  é a refletância média da superfície do *pixel* e de sua região de entorno, S é o albedo esférico da atmosfera,  $L_a$  é a radiância retro-espalhado pela atmosfera e A e B são os coeficientes de ajuste da equação e dependem de condições atmosféricas e de geometria do sensor.

Estas variáveis são dependentes do comprimento de onda ( $\lambda$ ), que está omissa apenas em caráter de simplificação.

O primeiro termo corresponde a radiância refletida pela superfície em direção ao sensor; o segundo termo compreende a radiância refletida pela atmosfera para o sensor;

Os valores de A, B, S e  $L_a$  são determinados pelo MODTRAN4 através de variáveis como ângulo de iluminação solar, elevação média da superfície e são dependentes de constituintes atmosféricos como tipo de aerossóis e concentração de vapor d'água presente na atmosfera (FLAASH User's Guide/RSI).

A Figura 14 representa uma janela do módulo FLAASH do ENVI.

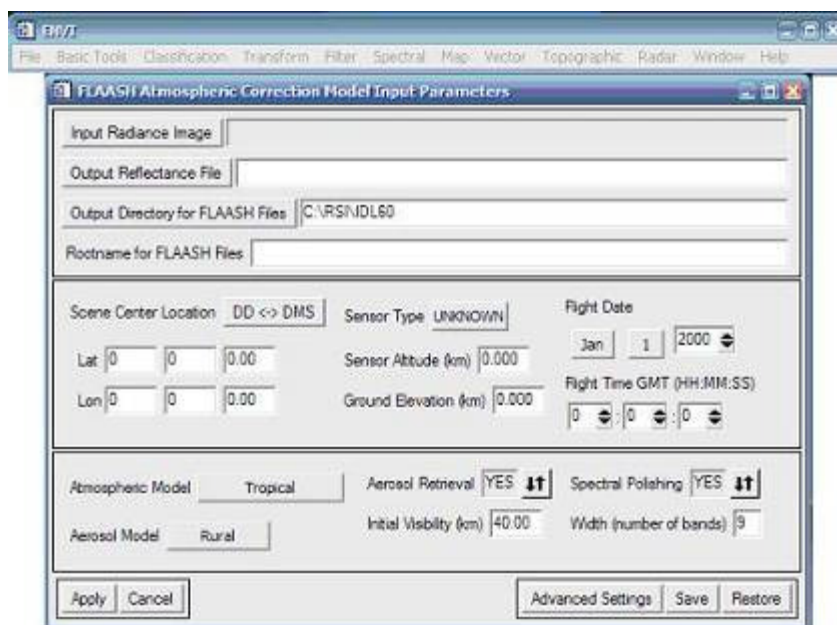


Figura 14 – Exemplo do módulo FAASH/ENVI (Fonte: RSI, 2003)

#### 4.2.2 A coleta das amostras de campo: os pontos de controle

As amostras de campo foram coletadas em conjunto com pontos de controle de forma a formar uma malha distribuída espacialmente ao longo da região de interesse.

A descrição dos pontos de controle segue abaixo:

Tabela 10 – Pontos de controle

Ponto	Latitude/ longitude	Datum	Altitude (Metros)	Comentários
M Ø1	78999 971180	Córrego Alegre	429 *	Ponto aferido junto à estrada existente entre Frederico Westphalen e Ametista do Sul; Furna localizada a aproximadamente 600m de distância à esquerda da estrada. Altitude estimada: 380-400m.
M Ø2	80448 971892	Córrego Alegre	427	À esquerda desse ponto vemos diversos garimpos ativos. O ponto foi coletado em uma bifurcação à esquerda da estrada principal.
M Ø3	80452 971890	Córrego Alegre	427	Ponto comum ao AM Ø2
M Ø4	80458 971888	Córrego Alegre	427	Ponto comum ao AM Ø2
M Ø5 (GCP1)	81361 971815	Córrego Alegre	427	Perfil com espessura de 3-3,5m com camada de solo com 60cm de espessura média. Coleta de amostra para radiometria (solo). Rocha fraturada nas direções H-V.
M Ø6 (GCP1)	81359 971812	Córrego Alegre	433	Ponto comum ao AM Ø5
M Ø7 (GCP1)	81359 971814	Córrego Alegre	432	Ponto comum ao AM Ø5
M Ø8 (GCP1)	81361 971814	Córrego Alegre	430	Ponto comum ao AM Ø5
M Ø9 (GCP2)	82831 972179	Córrego Alegre	367	Ponto de controle coletado na entrada de Ametista do Sul
MØ10 (GCP2)	82832 972179	Córrego Alegre	364	Ponto comum ao AM Ø9
MØ11 (GCP2)	82826 972177	Córrego Alegre	365	Ponto comum ao AM Ø9
MØ12 (GCP2)	82827 972179	Córrego Alegre	366	Ponto comum ao AM Ø9

Ponto	Latitude/ longitude	Datum	Altitude (Metros)	Comentários
MØ13 (GCP3)	83110 972157	Córrego Alegre	375	Ponto de controle recolhido junto ao ponto de ônibus da avenida de entrada da cidade.
MØ14 (GCP3)	83113 972151	Córrego Alegre	374	Ponto comum ao AM Ø13
MØ15 (GCP3)	83113 972157	Córrego Alegre	374	Ponto comum ao AM Ø13
MØ16 (GCP3)	83116 972156	Córrego Alegre	376	Ponto comum ao AM Ø13
MØ17	85235 971371	Córrego Alegre	437	Garimpo a beira da estrada entre Ametista do Sul e Planalto; coleta de amostra do rejeito (basalto/malaquita) posicionado na encosta. [garimpo do Genoir]
MØ18	84615 971556	Córrego Alegre	442	Garimpo localizado nas proximidades do início da estrada entre Ametista e Planalto [Garimpo do Techio]. Ponto aferido em frente à fuma; coleta de amostra de Argila/biju.
MØ19	84693 971477	Córrego Alegre	452	Garimpo do Techio, descrito através do ponto AMØ18. Zonas de mineração se estendem ao longo desta encosta.
MØ20 GCP4)	84520 971387	Córrego Alegre	390	Ponto de controle aferido na confluência da estrada Ametista/planalto com a avenida da cidade
MØ21	85125 966778	Córrego Alegre	366	Garimpo (ponto aferido a aproximadamente 120 metros abaixo do garimpo)
MØ22	85122 966775	Córrego Alegre	373	Ponto comum ao AMØ21
MØ23	85122 966775	Córrego Alegre	370	Ponto comum ao AMØ21
MØ24	85123 966772	Córrego Alegre	371	Ponto comum ao AMØ21

<b>Ponto</b>	<b>Latitude/ longitude</b>	<b>Datum</b>	<b>Altitude (Metros)</b>	<b>Comentários</b>
MØ25	86201 966025	Córrego Alegre	429	Garimpo. Ponto aferido junto ao rejeito (alto do morro)
MØ26	85122 966775	Córrego Alegre	426	Ponto comum ao AMØ25
MØ27	86194 965969	Córrego Alegre	420	Garimpo
MØ28	87150 967949	Córrego Alegre	352	Garimpo na localidade de S. Valentin
MØ29	87150 967951	Córrego Alegre	347	Ponto comum ao AMØ28
MØ30	87149 967896	Córrego Alegre	365	Ponto comum ao AMØ28, mas aferido junta a entrada da furna.
MØ31	87149 967896	Córrego Alegre	453	Área de instabilidade de encosta. Contensão de encosta realizada através de deposição de rejeito de garimpos.
MØ32 GCP5)	88478 968210	Córrego Alegre	496	Ponto de controle (Ao alto do morro, na confluência da estrada que se dirige entre S. Valentin e Ametista)
MØ33 GCP5)	88480 968210	Córrego Alegre	400	Ponto comum ao AMØ31
MØ34 GCP5)	88480 968209	Córrego Alegre	400	Ponto comum ao AMØ31
MØ35 GCP5)	88479 968210	Córrego Alegre	401	Ponto comum ao AMØ31
MØ36	87630 969112	Córrego Alegre	437	Garimpo
MØ37	87630 969112	Córrego Alegre	436	Ponto comum ao AMØ36



Ponto	Latitude/ longitude	Datum	Altitude (Metros)	Comentários
MØ38	87586 969126	Córrego Alegre	439	4 Furna referente ao garimpo demarcado pelos pontos AMØ36 e AMØ37 (foto n° 45)
MØ39	85235 971371	Córrego Alegre	437	4 Revisão da localização do garimpo do Geonir, descrito no ponto AMØ1
MØ40	87811 971726	Córrego Alegre	364	Ponto aferido por aproximação (após a ametista, em direção a Sangão). Garimpo localizado aproximadamente 400m morro acima e uns 70m a mais em altura.
MØ41	87813 971728	Córrego Alegre	368	Ponto comum ao AMØ40
MØ42	82672 970626	Córrego Alegre	423	4 Museu e garimpos. Ponto aferido junta a furna frontal ao museu.
MØ43	82515 972131	Córrego Alegre	440	4 Garimpos localizados na estrada localizada a esquerda á entrada da cidade de Ametista do Sul
MØ44	82276 972106	Córrego Alegre	443	4 Garimpo localizado nas proximidades do garimpo descrito pelo ponto AMØ43.
MØ45	81782 972053	Córrego Alegre	366 (+70m)	3 Ponto obtido por aproximação á base do rejeito; furna com localização presumida em 70 m acima da altura aferida.
MØ46	80882 974673	Córrego Alegre	431	4 Garimpo localizado na estrada de Barreirinhos
MØ47	79859 975826	Córrego Alegre	420	4 Garimpo localizado na estrada de Barreirinhos com dois morros de rejeitos adjacentes.
MØ48	80943 974158	Córrego Alegre	438	4 Garimpo na localidade de Barreirinhos com vários outros próximos.
MØ49	82581 972300	Córrego Alegre	428	4 Garimpo localizado nas proximidades do Centro da cidade de Ametista.
MØ50	83204 971954	Córrego Alegre	425	4 Garimpos Visualizados a partir do museu; localização próxima ao Centro da cidade de Ametista.

#### 4.2.3 A Radiometria das Amostras

Após a coleta em campo, procedeu-se a radiometria das amostras e, para tanto, seguiu-se os seguintes passos: 1) identificação das mostras; 2) limpeza das amostras; 3) quebra e moagem das amostras a fim de aumentar sua granulometria e melhorar assim os resultados da própria radiometria (aumentar a intensidade dos espectros de reflectância); 4) radiometria de laboratório seguindo os procedimentos presentes no capítulo 2, itens 2.4 e 2.5.

Para tanto se utilizou o espectro radiômetro *FieldSpec®* (Figura 15), marca ASDI cobrindo a porção espectral de 350 a 2500nm. Suas especificações podem ser obtidas junto ao site “[www.asdi.com](http://www.asdi.com)”. Este instrumento foi cedido para uso no Laboratório de Radiometria do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).



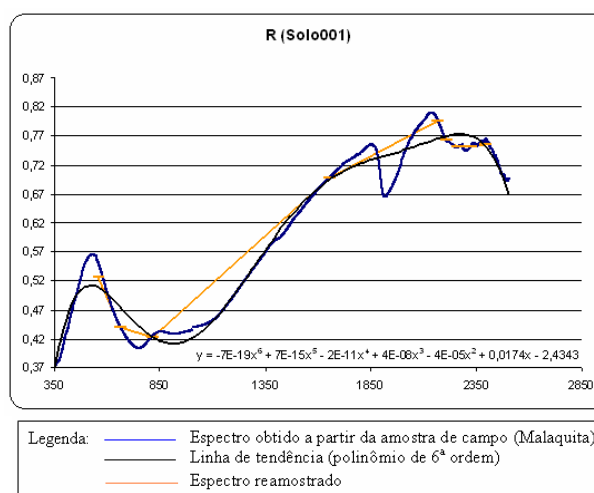
Figura 15 – Radiômetro FieldSpec® (Fonte: [www.asdi.com](http://www.asdi.com))

#### 4.2.4 Os espectros de referência

Os espectros de referência obtidos a partir das amostras de campo seguem abaixo:



(a.1)



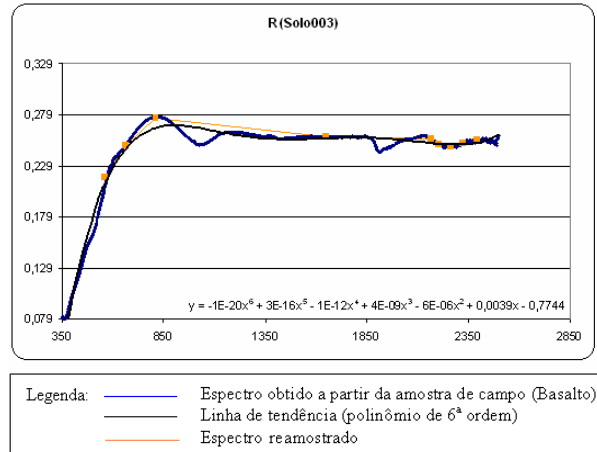
(a.2)

Continua

Figura 16 – Continuação.



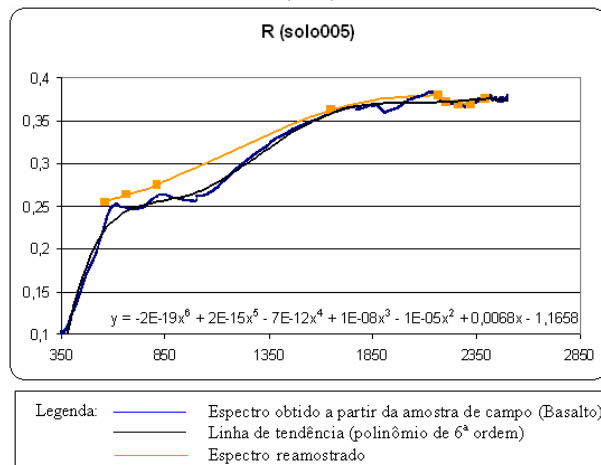
(b.1)



(b.2)



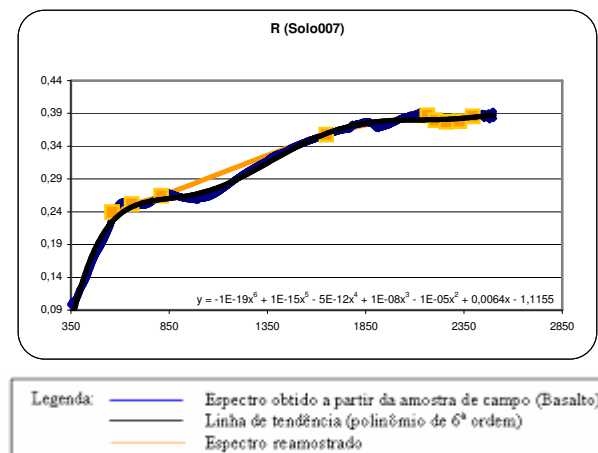
(c.1)



(c.3)



(d.1)



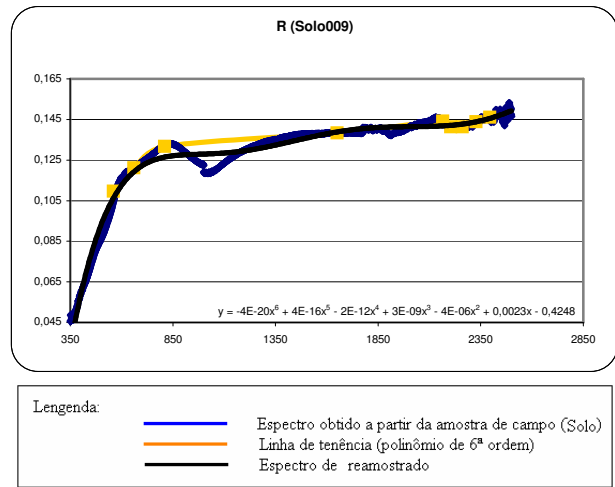
(d.2)

Continua

Figura 16 - Continuação



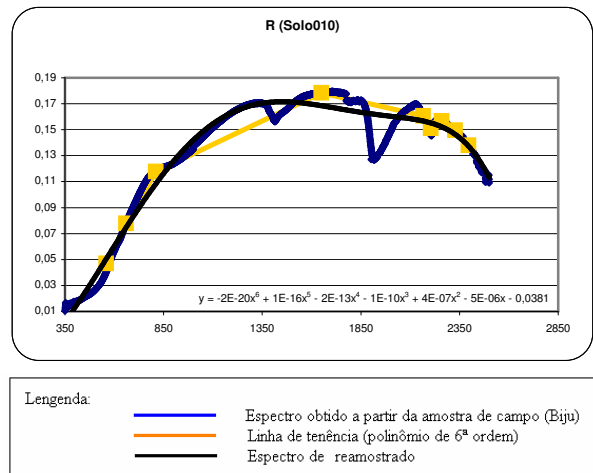
(e.1)



(e.2)



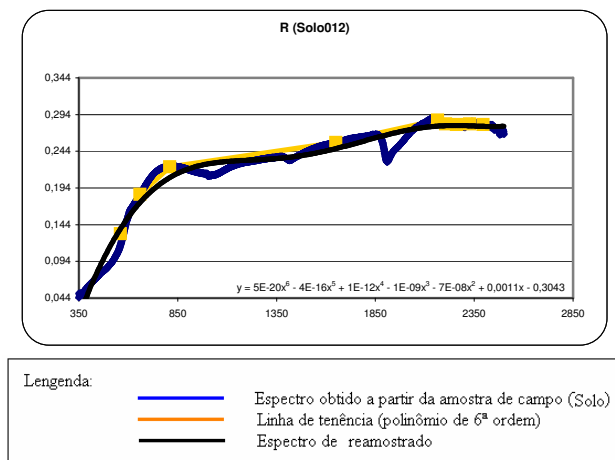
(f.1)



(f.2)



(g.1)



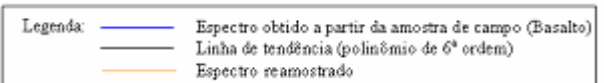
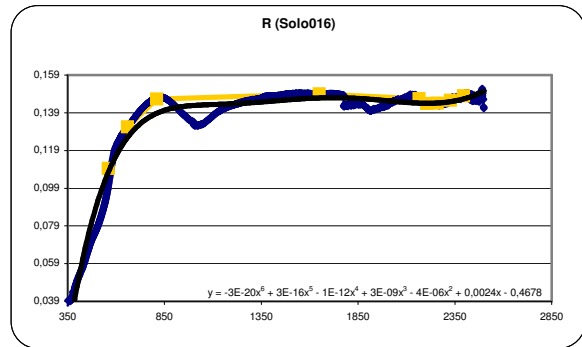
(g.2)

Continua

Figura 16 - Continuação



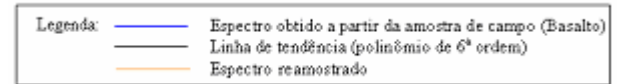
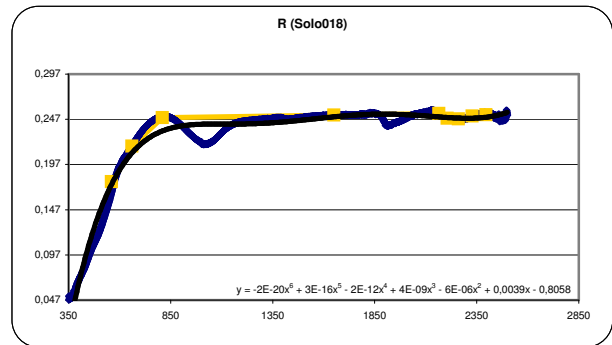
(h.1)



(h.2)



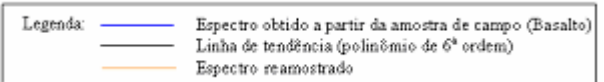
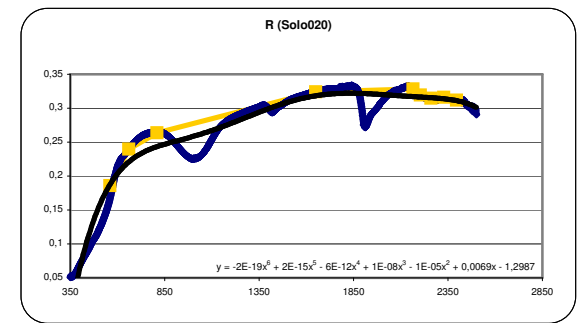
(i.1)



(i.2)



(j.1)



(j.2)

Figura 16 – amostra e seu espectro plotado.

As curvas de reflectância podem fornecer evidências da composição físico-químico e mineralógica de rochas, por exemplo (Swain & Davis, 1978). Segundo FORMAGGIO *et al.* (1996), ainda é pequena a disponibilidade de estudos espectrais sobre as rochas que compõe a mineralogia brasileira, apesar do potencial diagnóstico que estas curvas apresentam.

Variações características na reflectância para as faixas do visível e do infravermelho próximo mostram que as bandas de absorção bem como determinadas declividades das curvas espectrais estão entre as feições mais informativas e são causadas por processos vibracionais e eletrônicos devidos à interação entre a radiação eletromagnética e as partículas da rocha (Hunt & Salisbury, 1970). A Figura 17 ilustra as reflectância bidirecionais de amostras de basaltos (constituintes de rejeito de garimpos de pedra ametista).

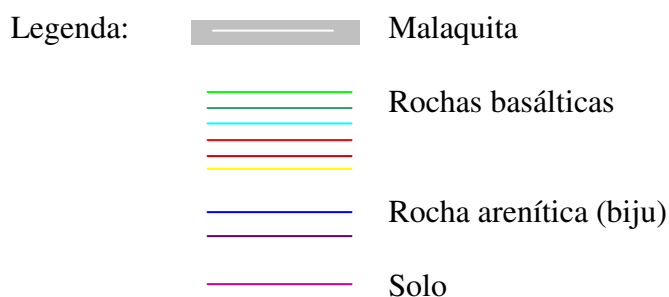
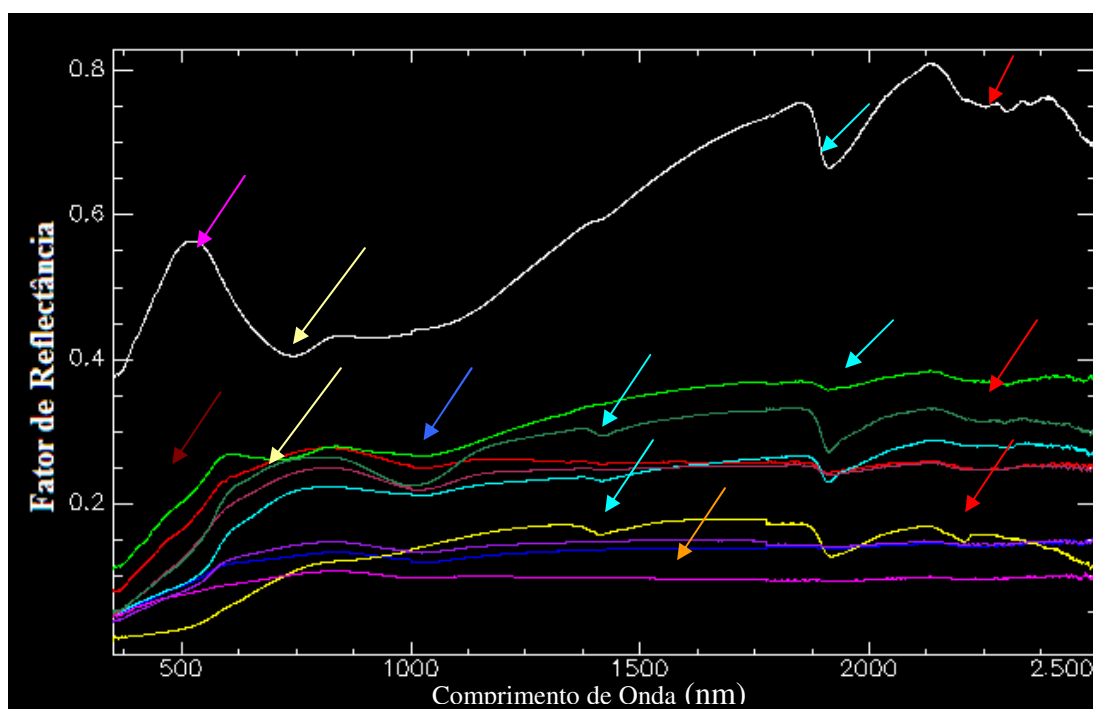


Figura 17 – plotagem da reflectância para as amostras.

Como primeira feição espectral evidencia-se a baixa refletividade das amostras de solo, tanto para a faixa do visível quanto do infravermelho, a qual se atribui às altas concentrações de magnetita (Hunt *et al.*, 1971) que se caracteriza por ser um mineral de alta opacidade e sem presença de feições de absorção (Hunt *et al.*, 1971), o que pode ser observado na Figura 17 (seta em laranja). O conteúdo de matéria orgânica também mostra forte influência na resposta espectral, principalmente de solos (Montgomery, 1976); a concentração de matéria orgânica e a reflectância mostram-se inversamente proporcionais, observando-se que para um aumento no conteúdo de matéria orgânica, vê-se uma queda na reflectância para o intervalo de 600 nm a 1100 nm (Montgomery, 1976) (seta em amarelo).

A forma iônica do átomo de ferro ( $\text{Fe}^{3+}$ , ferro trivalente) provoca fortes absorções para da faixa espectral no entorno de 550 nm e para comprimentos de onda menores (seta em vermelho-escuro) (Hunt *et al.*, 1971). As bandas de absorção desta forma do átomo de ferro se dão devido a transferências de carga metal ligante ( $\text{Fe}^{3+} \Rightarrow \text{O}^{2+}$ ), centralizada à região do ultravioleta e estendendo-se até a faixa do visível (Hunt *et al.*, 1971).

Também se mostram marcantes as feições referentes à presença de água, localizadas em 1450 nm e 1950 nm, mesmo estando às amostras, no momento da radiometria de seus espectros, moídas e secas (Hunt *et al.*, 1971). Esta presença pode ser observada na Figura 17 nas setas na cor turquesa. As intensas bandas de absorção da água, centradas em 1450 e 1950 nm, foram observadas por Hunt & Salisbury (1970), sendo estas atribuídas a água confinada, típica das montmorilonitas.

A faixa de absorção centrada no entorno de 900 nm é atribuída à presença de óxidos de ferro (Hunt *et al.*, 1971) (seta em azul).

Atribui-se a caulinita (Storner & Baumgardner, 1980) a banda de absorção centrada no entorno de 2200 nm (setas em vermelho).

Já o espectro de reflectância obtido para a *malaquita* (óxido de cobre) além de apresentar as faixas de absorção referentes aos componentes citados (água, ferro, óxidos de ferro) mostra um pico de reflectância significativo para a faixa do visível, centrado para o comprimento de onda verde. Isto se explica por sua coloração (Figura 17).

#### **4.2.5 Métodos de Mapeamento**

O processo de classificação de uma imagem utiliza métodos estudados em reconhecimento de padrões e tem por objetivo atribuir *pixels* ou regiões individuais a uma das classes existentes. Uma classe é definida por meio de critérios que servem para caracterizar os

indivíduos que nela se encontram. Estes critérios podem ser caracterizados em termos de atributos espectrais e/ou espaciais. Existem diversas abordagens com relação aos processos de classificação.

Neste estudo foram empregadas duas técnicas de classificação espectral: A técnica de decomposição de curvas por meio da derivada primeira (DCDP) e a técnica SAM (*Spectral Angle Mapper*). Em ambas as técnicas serão geradas imagens (*imagem-derivada* e *Rule*, respectivamente) sob as quais se aplicarão *thresholds* (limiares de classificação).

#### **4.2.5.1 Métodos de Mapeamento Espectral**

Cada vez mais se tem desenvolvido técnicas de processamento e classificação de imagens baseadas na extensa informação espectral disponibilizada pelos sensores imageadores atuais. Grande parte destas técnicas, desenvolvida para o tratamento de dados hiperespectrais, pode ser empregada pra dados de menor dimensionalidade (a exemplo, multiespectrais), porém com alguns contrapontos que limitam seu desempenho. O mapeamento consiste na comparação entre espectros de referência e espectros extraídos de *pixels* (Richards e Jia, 1998). A aplicação de mapeadores espectrais, baseados na comparação sistemática de espectros de referência e espectros de imagens, tem sido aplicados a geologia desde de a década de 80 (Kruse *et al.* 1985; Kruse *et al* 1988; Kruse *et al* 1988; Clark *et al.* 1990).

Neste trabalho empregaram-se as duas técnicas supracitadas, detalhadas em seqüência.

##### **4.2.5.1.1 Técnica de Decomposição de Curvas por meio da Derivada Primeira**

###### **(DCDP)**

Para a aplicação da técnica de classificação através da decomposição de curvas por derivadas primeiramente se aplica o cálculo da derivada primeira entre cada banda subsequente da imagem. Aplicado este passo sobre as  $n$  bandas da imagem, teremos  $n-1$  imagens-derivada, sobre as quais é realizada uma comparação com as derivadas-referência obtidas através dos espectros de referência. A seguir aplicamos um limiar de similaridade entre a derivada referência e a derivada obtida através da imagem, criando assim imagens classificadas para cada derivada da imagem (Accioly, 1998).

Embora o detalhamento das curvas espectrais tenda a uma melhoria na capacidade de identificação e quantificação dos dados provenientes de sensoriamento remoto, em muitos casos a detecção de bandas de absorção extremamente estreitas e de pouca profundidade em



dados multiespectrais (ou hiperespectrais) necessita do uso de técnicas que ressaltem a presença destas bandas.

Neste contexto a derivada primeira é uma das técnicas que viabilizam a detecção de bandas de absorção extremamente estreitas (Cahill, 1979) permitindo a melhor diferenciação entre materiais cujas curvas espectrais são muito parecidas. Outro problema está ligado a utilização de dados de distintas fontes de espectroscopia para mútuas comparações entre amostras de uma mesma área (Curran, 1994). Devido às diferenças na escala em que estes dados são obtidos é de se esperar que haja perda na informação quando se comparam os dados espectrais de laboratório com os de campo e, estes dois, com os dados espectrais provenientes da espectroscopia de imagem.

Para melhor detectar as bandas de absorção extremamente estreitas e pouco profundas nas curvas espectroscópicas de diferentes procedências e comparar dados de distintas intensidades as curvas podem ser transformadas usando-se a derivada primeira das mesmas, dada pela equação:

$$\text{Derivada primeira} = (\rho_{\lambda n} - \rho_{\lambda n - 1}) / (\lambda n - \lambda n - 1) \text{ eq. 10}$$

Onde  $\rho$ ,  $\lambda$  e  $n$  representam os valores de refletância, comprimento de onda e o número da banda, respectivamente.

Para a aplicação da derivada primeira as curvas espectrais, recomenda-se a suavização das curvas através da aplicação de uma janela de “5 x 1”, isto é, cada ponto da curva deve ser substituído pela média aritmética tomada considerando-se dois pares de pontos equidistantes e mais o ponto central cujo valor estava sendo substituído. O algoritmo está presente junto ao anexo 1.

#### 4.2.5.1.2 A Técnica SAM (*Spectral Angle Mapper*)

A técnica SAM (Kruse *et al.*, 1993) torna possível a identificação de similaridade entre o espectro de um elemento da imagem e um espectro de referência. A técnica SAM implementa um algoritmo que determina a proximidade espectral de dois espectros por meio do ângulo formado entre eles. Este método expõe-se na Figura 18.

Se considerarmos os dois espectros como sendo um o de referência e o outro aquele a ser classificado, quanto menor for o ângulo entre eles, maior será sua similaridade.

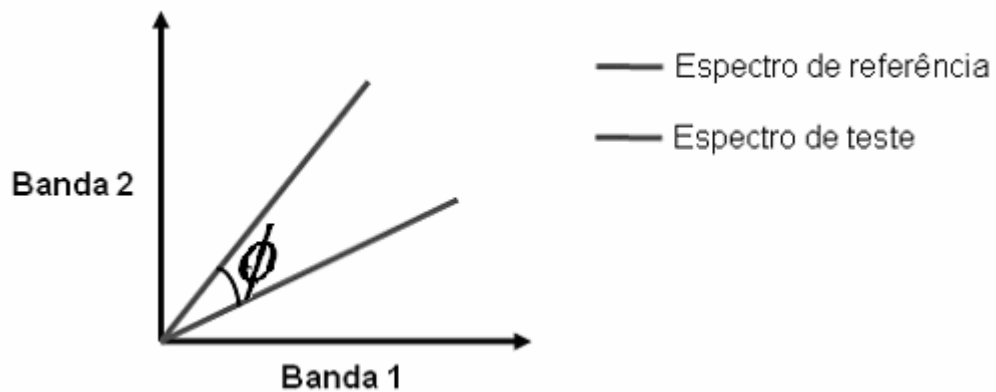


Figura 18 - Representação de dois espectros e sua diferenciação (Fonte: Moreira, ENVI User's Guide, RSI).

O algoritmo SAM determina a similaridade de um espectro  $t$  para um espectro de referência  $r$ , segundo a equação (Kruse *et al.* 1993):

$$\cos^{-1} \left( \frac{\vec{t} \cdot \vec{r}}{\|\vec{t}\| \cdot \|\vec{r}\|} \right); \quad (12)$$

Esta técnica mostra-se imparcial a fatores de intensidade dos espectros, visto que não é afetada pelo módulo dos vetores. Assim esta técnica possibilita a comparação entre espectros de laboratório e espectros obtidos em imagens (ou em radiometria de campo), já que não se mostra influenciada, por exemplo, por condições de iluminação (Kruse *et al.* 1993). A aplicação do algoritmo SAM formará imagens onde o valor de cada *pixel* corresponderá a um ângulo (imagem *RULE*, onde cada *pixel* terá um valor dado em radianos), sobre a qual se aplica um limiar (*threshold*), obtendo assim uma imagem classificada (FLAASH User's Guide/RSI, 2003). Quanto mais escuros se mostrarem os *pixels* na imagem *RULE*, mais semelhantes, espectralmente, serão estes ao espectro de referência, já que corresponderão a ângulos menores.

### 4.3 Resultados

#### 4.3.1 Resultados Obtidos com a Técnica (DCDP)

Os resultados encontrados através da aplicação da DCDP foram bastante satisfatórios, embora exponham suas limitações quanto à perda de informação, já que ao se

aplicar a derivada em um intervalo espectral, a informação contida no intervalo resumir-se-á a um único valor. Esta simplificação traz consigo problemas de confusão para a classificação e, assim, a geração de falsos positivos. A técnica consistiu primeiramente na leitura dos espectros de referência e das imagens, já corrigidas radiométricamente e transformadas em reflectância. A seguir se realizou a reamostragem destes espectros para a resolução ASTER, e a aplicação em ambos (espectros de referência e imagens) da equação 10, criando assim para cada *pixel* um vetor de dimensão “1 x 8” e um vetor-referência também de dimensão “1x 8”. a classificação das imagens se deu através da comparação de semelhança entre este vetor referência (único para cada classe estudada) e o vetor de cada *pixel*.

Considerando os problemas de perda de informação trazidos pelo método, e a resolução espectral limitada do sensor ASTER, foi possível discriminar *pixels* com a presença das classes estudadas, sendo estas discriminações coincidentes, em grande parte, com os *pixels* mapeados junto aos pontos de controle. Estes resultados podem ser observados na Figura 19 (b). Com já ocorrido durante a aplicação da técnica SAM, a técnica DCDP foi afetada pelos efeitos de sombreamento, apresentando diversos falsos-positivos. Esta técnica mostrou-se bastante acurada para a localização da presença de rochas basálticas, sendo para a tal a classificação mais coincidente com os pontos de controle.

Entre os dois métodos implementados para classificação junto dados do sensor ASTER, a técnica DCDP, não excetuando suas particularidades, mostrou-se por vezes mais acurado. Também é importante frisarmos os efeitos de *Crosstalk*, sempre presentes e não abordados em nenhum dos dois métodos de classificação.

#### **4.3.2 Resultados obtidos com a técnica SAM**

Através do emprego deste método foi possível evidenciar a presença das 10 classes constituintes deste estudo. As classes de interesse tiveram seus espectros de referência confrontados com os espectros de cada *pixel*, segundo seu distanciamento angular, sendo atribuído a cada *pixel* a classe que aquela que menos se distanciava.

Neste experimento, cada uma das classes correspondeu a uma das amostras coletadas em campo, estando estas divididas em amostras de solo, amostra de óxido de cobre (muito presente nos rejeitos de garimpo de pedra ametista), amostras de rochas basálticas e amostras de rocha areníticas. Observa-se nas imagens classificadas a correspondência entre os pontos de controle e os locais classificados para cada respectiva classe, frizando a presença de falsos

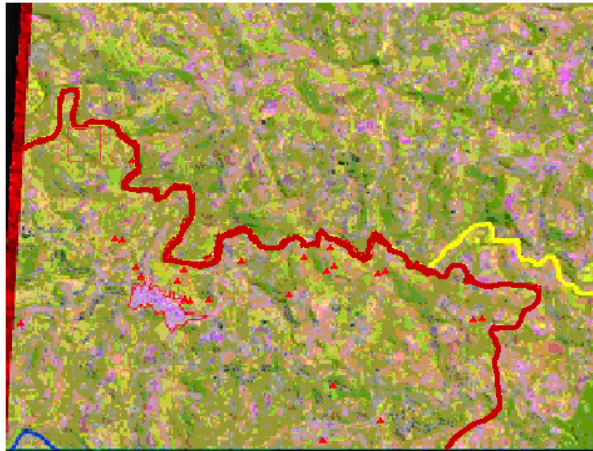
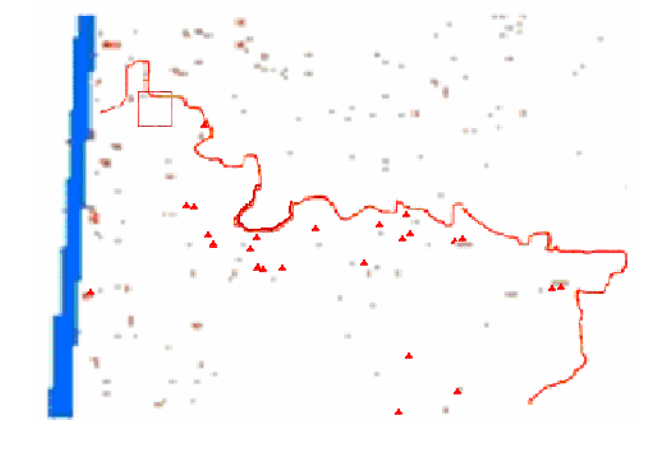
positivos causados por sombreamentos na cena, Figura 19 (d). É importante também ressaltar a propagação de erro devido às falhas na correção atmosférica, já que esta não abarcou os efeitos de *Crosstalk* (Iwasaki & Tonooka., 2005) presentes para o sensor ASTER para a região do SWIR.

Já a classe correspondente às rochas areníticas (biju) não se mostrou bem mapeada, sendo este fato representado por sua baixa presença junto aos rejeitos mapeados.

Evidencia-se através dos resultados alcançados que a técnica SAM aponta-se como robusta para a discriminação relativa dos espectros, e seus correspondentes alvos de interesse. Entretanto, é importante frisar suas limitações quanto à confusão de classificação entre sombreamentos e os alvos de interesse, o que era esperado se considerado a resolução espacial do sensor ASTER (15m para as bandas do SWIR), o que acarreta em significativa mistura dos alvos. Também é importante ressaltar os efeitos de degradação espectral ocasionados pelo fenômeno de *CrossTalk* (Iwasaki & Tonooka, 2005), que está presente para a porção destinada ao infravermelho próximo no sensor áster, devido a efeitos de reflexão iniciados para a porção da banda 4, ocasionando degradação, por meio de múltiplas reflexões, da informação a ser detectada pelas bandas subseqüentes. Buscando-se uma melhor acurácia dos resultados, torna-se indispensável à implementação de um algoritmo que considere esses efeitos.

#### 4.4 Imagens classificadas através das técnicas DCDP e SAM

Tabela 11 – imagem ASTER original e classificada.

	
<p>Figura (a) – Imagem Original ASTER</p>	<p>Figura (b) – Imagem resultante da classificação por derivadas (amostra basáltica)</p>

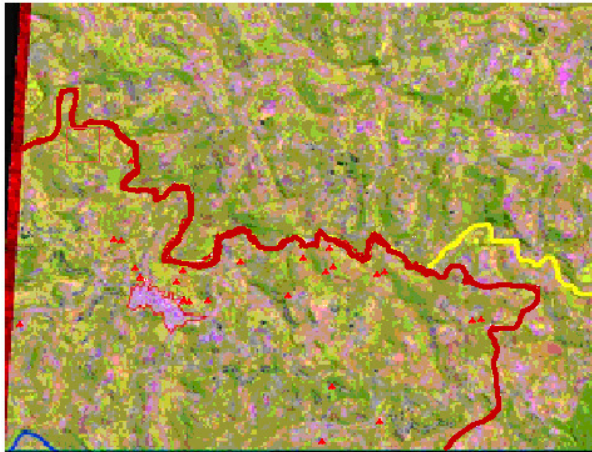


Figura (c) – Imagem Original ASTER

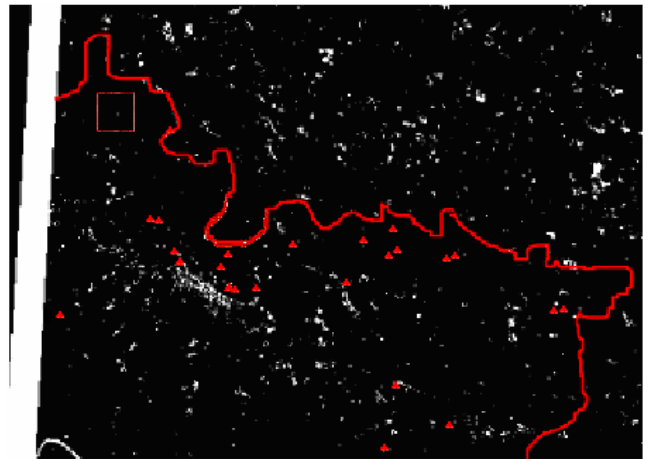


Figura (d) – Imagem resultante da classificação com a técnica SAM (amostra basáltica)

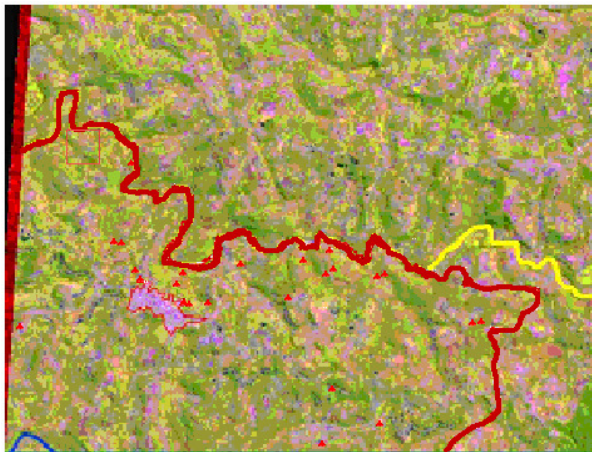


Figura (d) – Imagem Original ASTER

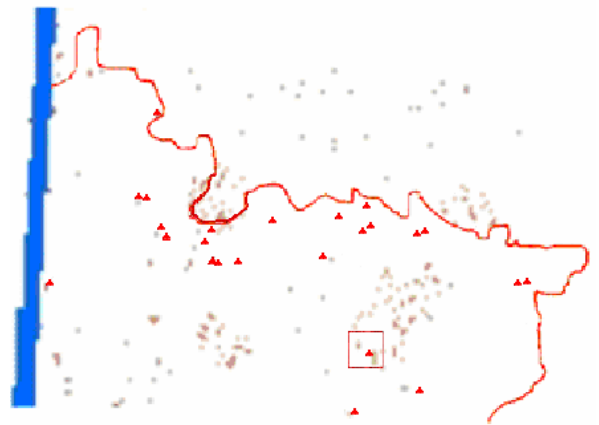


Figura (e) – Imagem resultante da classificação com a técnica DCDP (amostra arenítica)

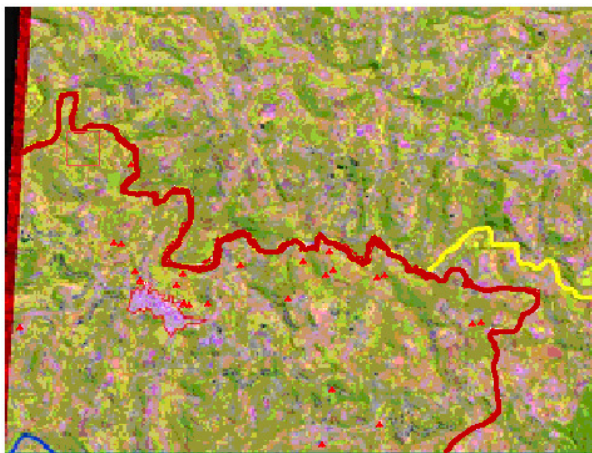


Figura (f) – Imagem Original ASTER

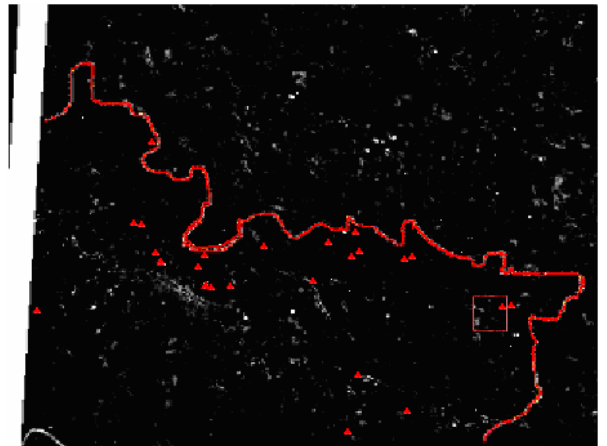
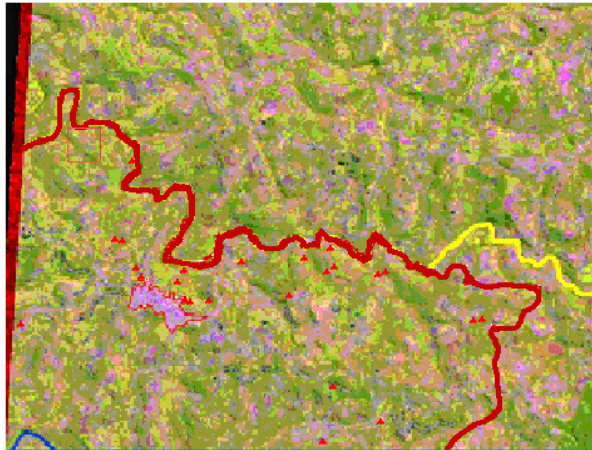
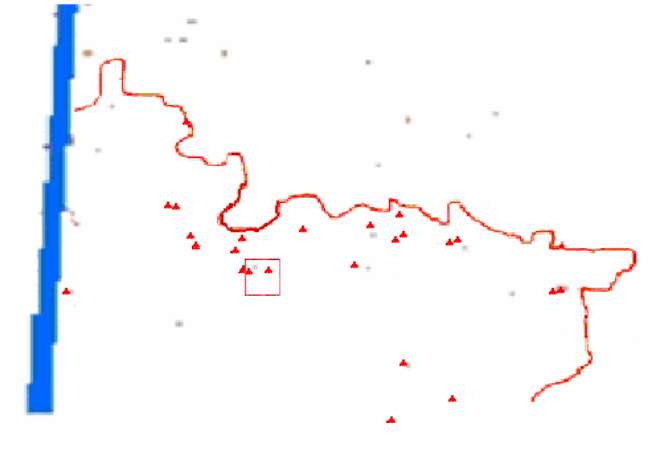
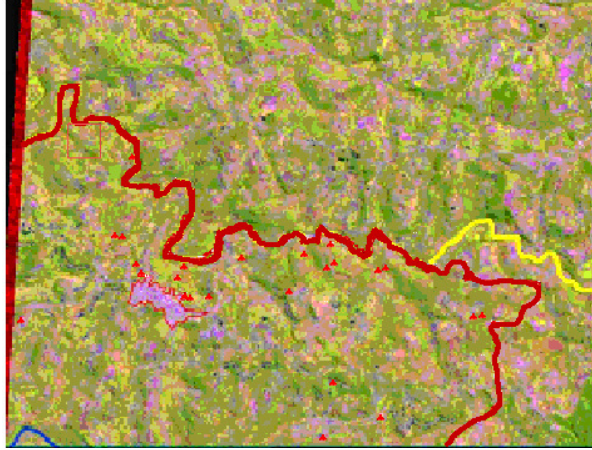
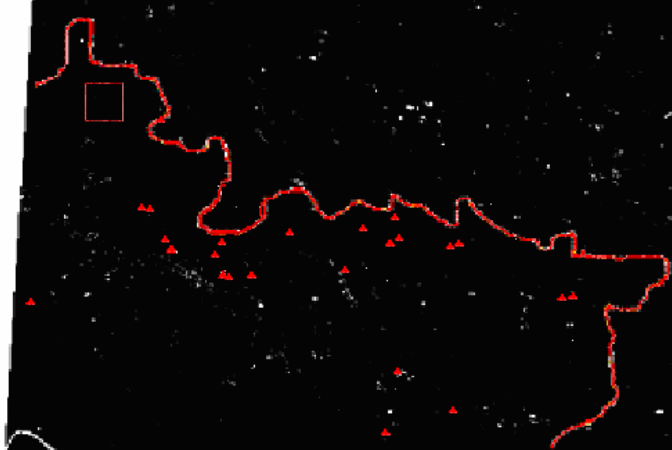


Figura (g) – Imagem resultante da classificação com a técnica SAM (amostra de arenítica)



	
<p>Figura (l) – Imagem Original ASTER</p>	<p>Figura (m) – Imagem resultante da classificação com a técnica DCDP (malaquita)</p>
	
<p>Figura (n) – Imagem Original ASTER</p>	<p>Figura (o) – Imagem resultante da classificação com a técnica SAM (malaquita)</p>

Legenda das Figuras: ▲ - Pontos de controle (presença de garimpos confirmada).

Na Tabela 11 têm-se as imagens ilustrando a classificação através do emprego das duas técnicas propostas neste trabalho (DCDP e SAM). A linha em vermelho-escuro representa o limite do município de Ametista do Sul. Às imagens DCDP, os pontos em tons vermelhos representam os pixels classificados como pertencentes a classe analisada. Para a imagem SAM, os pontos na cor branca representam os pixels abarcados à classe aferida. Observa-se uma relevante concomitância entre as áreas igualmente classificadas, o que nos expõe a robustez dos métodos implementados. Nota-se, entretanto, a confusão de classificação entre a zona urbana de Ametista do Sul e o basalto para a classificação SAM, o que pode ser explicado em virtude da cidade possuir a pavimentação de suas ruas constituída de rochas basálticas (paralelepípedos e

calçamento irregular). Já a técnica DCDP mostrou-se mais robusta quanto a este incidente, apresentando melhores resultados para esta classificação.

## CAPÍTULO V - CONCLUSÕES

Com a avaliação deste estudo evidenciou-se a capacidade do emprego de imagens orbitais do sensor ASTER e de técnicas de classificação baseadas em comparação de espectros de reflectância para a identificação de rochas basálticas. Esta avaliação positiva de sua aplicabilidade vem corroborar com intuito deste trabalho, calçado na validação deste sensor como fonte de dados para geração de caracterizações geológicas na região Sul da Bacia do Paraná, caracterizada por sua rica vegetação.

Em geral a técnica SAM e a técnica DCDP mostraram resultados concordantes, classificando áreas como regiões de exploração garimpeira, solo e rochas expostos.

Em termos de detecção geológica a partir dos dados provenientes da biblioteca espectral gerada a partir da radiometria das amostras de campo, os melhores resultados se deram para as amostras de basalto, explicado por sua maior predominância e exposição.

Devido à semelhança espectral entre os sombreamentos e os depósitos de rejeitos, criou-se confusão na classificação distinta de ambos, em especial para a técnica SAM. Já a técnica de classificação baseada na decomposição dos espectros com a aplicação da derivada primeira trouxe resultados satisfatórios, considerando fontes de erro como a atmosfera (mesmo quando corrigida), ambiente e a obtenção dos dados (mistura da informação do *pixel* devido a sua resolução).

Os resultados de classificação com a técnica da derivada primeira não se mostraram melhores devido à perda de informação acarretada pela reamostragem dos espectros de referência, visto que o limite de resolução espectral para esta técnica é delimitado pela menor resolução espectral utilizada na comparação. Neste trabalho limitando-se às nove bandas de reflectância do sensor ASTER.

Cita-se ainda a contribuição da vegetação na degradação espectral da informação dos alvos de interesse, visto que a presença de áreas de mata nativa influenciou de forma relevante os dados referentes ao entorno dos afloramentos dos rejeitos de garimpo.

A presença de óxidos de ferro, matéria orgânica e umidade, além de íons de ferro, visíveis às curvas de reflectância geradas por este trabalho mostraram-se evidentes, como anteriormente discutiu-se. Contudo, há ainda a necessidade de estender o estudo no sentido de



compreender a particular composição físico-química destas rochas em particular, fornecendo assim informações analíticas para levantamentos e classificações futuras destas mesmas rochas.

A possibilidade do emprego de dados provenientes do sensor ASTER, aplicados através de técnicas de classificação e comparação de espectros, para fins de pré-identificação de rochas mostrou-se viável. Estes dados formam um arcabouço de validação deste sensor como fonte de dados para uma pré-discriminação geológica, aplicável como ferramenta de apoio no estudo destas formações.

Sugere-se como continuidade para este trabalho a realização de uma análise geoquímica destas rochas características e a arquitetura de correlações entre suas composições e seus comportamentos espectrais.

Também sugere-se a implementação de técnicas de comparação de espectros que tragam maior acurácia de classificação, como a filtragem por *wavelets*, que traz como vantagem a sensibilidade textural e a possibilidade de comparação entre espectros de dimensões distintas, descartando-se a reamostragem que sempre acarreta em perda de informação.

## **Bibliografia**

- ABRAMS, M. and HOOK, S. J. - Simulated *Aster* Data for Geologic Studies. IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 33, NO. 3, MAY 1995
- ACCIOLY, L. J. O. - Efeito da escala de dados hiper-espectrais na extração de informações sobre os solos da Microbacia de Walnut Gulch-AZ ANAIS IX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, SANTOS, BRASIL, 11-18 SETEMBRO 1998, INPE, P. 1259-1265
- BARRET, E. C., Curtis, L.F. Introduction to environmental remote sensing. Chapman & Hall, London 1992
- BOW, S. T. "Pattern Recognition and Image Preprocessing", Marcel Dekker, 1992.
- BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflectance of radiant energy from soils. *Soil Science*, Baltimore, v.100, n.2, p.130-138, 1965
- BREIMAN, L., FRIEDMAN, J. H., OLSHEN, R. A., & STONE, R. A., "Classification and Regression Trees (CART)". Belmont, CA: Wadsworth Int., 1984.
- CAHILL, J.E. 1979. Derivative spectroscopy: understanding its application. *Am. Lab.* 1979:79-85.
- CAMPBELL, J.B.: Introduction to remote sensing, Guilford, Nova Iorque 1996
- CAPOLSINI, P., ANDRÉFOUËT, S., RION, C. AND PAYRI, C.: A comparison of LANDSAT ETM+, SPOT HRV, Ikonos, ASTER, and airborne MASTER data for coral reef habitat mapping in South Pacific islands. *Can. J. Remote Sensing*, Vol. 29, No. 2, pp. 187–200, 2003
- CHAVEZ Jr., P.S.; BOWELL Jr.; BOWELL, J.A. Comparison of the spectral information content of Landsat Thematic Mapper and SPOT for three different sites in the Phoenix, Arizona region. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.54, n. 12, p. 1699-1708, 1988.

- CLARK, R.N.; KING, T.V.V.; KLEJWA, M.; SWAYZE, G.A. High Spectral Resolution Reflectance Spectroscopy of Minerals. *Journal of Geophysical Research*, Washington, DC, v.95, n.B8, p.12653-12680, 1990.
- COLWELL, R.N.; *Manual of Remote Sensing*. American Society of Photogrammetry, Falls Church. Virginia, 2nd ed, 1983.
- CRÓSTA, A.P.; SOUZA FILHO, C.R.; AZEVEDO, F. Caracterizando halos de alteração hidrotermal em depósitos auríferos epitermais com os sensores multiespectrais orbitais LANDSAT/TM e ASTER: o caso do Distrito de Los Menucos, Argentina. In: Congresso Brasileiro de Geologia, 41., João Pessoa, 2002. Anais. João Pessoa: Sociedade Brasileira de Geologia, 2002
- CRÓSTA, A.P.; SOUZA FILHO, C.R.; AZEVEDO, F.; BRODIE, C. Targeting key alteration minerals in epithermal deposits in Patagonia, Argentina, using ASTER imagery and principal component analysis. *International Journal of Remote Sensing*, v. 24 (21), p.4233-4240, 2003.
- CURRAN, P.J. 1994. Imaging spectrometry - its present and future role in environmental resarch. p.1-23. In J. Hill and J. Megier (ed.) *Imaging spectrometry - a tool for environmental observations*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands
- DEFINIENS IMAGING, “e-Cognition, User’s Guide”. Muchen, Alemanha, 2000.
- DUCART, F.D. Caracterização da alteração hidrotermal associadas às ocorrências auríferas de Los Menucos, Argentina, por meio de técnicas de sensoriamento remoto e espectroscopia de reflectância. Dissertação de mestrado, UNICAMP-SP. 2004
- ENVI. “Manual do *Software*”. Disponível no site: <http://www.rsinc.com/envi/>, acesso agosto de 2005.
- EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R.; VALERIANO, M.M.; OLIVEIRA, J.B. *Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo*. São José dos Campos: INPE, 1992. 131p. (INPE-5424-PRP-172)
- FORMAGGIO, A.R.; EPIPHANIO, J.C.N.; VALERIANO, M.M.; OLIVEIRA, J.B. Comportamento Espectral (450-2450 nm) de Solos Tropicais de São Paulo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 20: 467-474. 1996.

FLAASH “User’s Guide”. Disponível no site: <http://www.rsinc.com/envi/>, acesso agosto de 2005.

FUKUNAGA, K. “Introduction to Statistical Pattern Recognition”. Academic Press. 1990.

GALVÃO, L. S.; VITORELLO, I. Role of organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and color of Brazilian tropical soils. *International Journal of Remote Sensing*, London, v. 19, p. 1969-1979, 1998.

GARCIA, Gilberto José. “Sensoriamento Remoto: Princípios e Interpretação de Imagens”. Ed. Nobel. São Paulo, 1982, p. 39-46.

GOMES, M.E.B. Mecanismos de resfriamento, estruturação e processos magmáticos em basaltos da Bacia do Paraná - região de Frederico Westphalen-RS Brasil. P. Alegre, 264 p. Tese de Doutorado, Instituto de Geociências, UFRGS, 1996.

GONZALEZ, R. C & WOODS, R. “Digital Image Processing”. Addison-Wesley Publishing. Massachusetts, 2nd edition, 1992.

GREEN, A.A.; BERMAN, M.; SWITZER, P.; CRAIG, M.D. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 26 (1), p. 65- 74, 1988.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W. Visible and Near-infrared Spectra of Minerals and Rocks: Silicate Minerals. *Modern Geology*, 1: 283-300. 1970.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W.; LENHOFF, C.J. Visible and Near-infrared Spectra of Minerals and Rocks: III. Oxides and Hidroxides. *Modern Geology*, 2: 195-205. 1971.

IWASAKI A. AND TONOOK H.; Validation of a Crosstalk Correction Algorithm for ASTER/SWIR. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, VOL. 43, NO. 12, DECEMBER 2005 2747.

JACKSON, M.L. *Soil Chemical Analysis: Advanced Course*. Madison: Wisconsin University, 1969. 895p.

- KRUSE F.A. – Use of Airborne Imaging Spectrometer data to Map Minerals Associated with Hydrothermal Altered Rocks in the Northern Grapevine Mountains, Nevada and California, *Remot Sensing Of environment*, 24:31-51. 1988.
- KRUSE, F.A. Raines G.L., WATSON, K. – Analytical Techniques for extracting geologic information from multichannel airborne Spectroradiometer and airborne imaging spectrometer data in: international Symposium on Remot Sensing of Environment , Thematic Conference on Remot Sensing for Exploration Geology, 4<sup>th</sup>, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, Proceedings, 309-324. 1985.
- KRUSE F.A., CALVIN W.M., SEZNEC, O. – Automated Extration of Absorption Features from Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) and Geophysical Environmental Research Imaging Spectrometer (GERIS) data IN: Airborne Visible/Infrared imaging Spectrometer (AVIRIS) Performace Evaluation Workshop, JPL Publication 88-38, Proceedings, 62-75. 1988.
- KRUSE, F.A; LEFLCOF, A.B.; BOARDMAN, J.F.; HEIDEBRECHT, K.B.; SHAPIRO, A.T.; BARLOON, P.J.; GOETZ, A.F.H. – The Spectral Image Processing System (SIPS) – Intercative Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. *Remot Sensing of Environment*. 44:145-163. 1993.
- LOUGHLIN, W. P., 1991. Principal Component Analysis for Alteration Mapping, *Photogrammetric Enginnering and Remot Sensing*, 57(9): 1163-1169.
- MENESES, P. R. ; NOVO, E. M. L. M. ; MADEIRA NETTO, J. S. ; GALVÃO, L. S. ; PONZONI, F. J. ; FERREIRA, L. G. . Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais. 1. ed. Brasil: Editora UnB, 2001. v. 1. 262 p
- MILTON, E.J., Principles of field Spectroscopy. *International Journal of Remote Sensing*, London, v.8, n.12, p.1807-1827, 1987.
- MOTGOMERY, O.L. An investigation of the RelationShip Between Spectral Reflectance and the Chemical, Physical, and Genetic Characteristics of Soils. Phd Thesis. Purdue University. West Lafayette, Indiana, 1976.
- NICIDEMUS, F.E.; RICHMOND, J.J.; HSIA, I.W.; GINSBERG; LIMPERISS, T. Geometrical Considerations and Nomenclature for Reflectance. National Bureau of Standards Monograph 160. U.S. Govt., Printing Office, Washington, DC, 1977.
- NOVO, EVLYN M.L.M. “Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações”. São José dos Campos, 1988.

- PIZARRO, M.A. Sensoriamento remoto hiperespectral para a caracterização e identificação mineral em solos tropicais. São José dos Campos-SP. 195p. (INPE-7249-TDI/693). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1999.
- RICHARDS, JOHN A & JIA, XIUPING. “Remote Sensing Digital Image Analysis”. 3.ed. Springer. Camberra, 1998.
- ROWAN, L. C.; HOOK, S. J. & ABRAMS, M. J. - Mapping Hydrothermally Altered Rocks at Cuprite, Nevada, Using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), a New Satellite-Imaging System. Geosphere, May 1, 2006; 2(3): 161 - 186.
- SAKUMA F., ONO A., TSUCHIDA S., OHGI N., INADA H., AKAGI S., AND ONO H.; Onboard Calibration of the ASTER Instrument IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 43, NO. 12, DECEMBER 2005 2715
- SCHOWENGERDT, R. A., Remote Sensing of the Environment, January, 15, 1997.
- SCOPEL, R.M.; GOMES, M.E.B; FORMOSO, M.L.L.; PROUST, D Derrames portadores de ametistas na região de Frederico Westphalen-Iraí-Planalto-Ametista do Sul, RS-Brasil. In: Congresso Uruguayo de Geologia, Anais p. 243-248. 1998
- SCOPEL, R.M. Estudo dos derrames basálticos portadores de ametistas na região de Ametista do Sul, RS-Brasil. Porto Alegre. Tese de Doutorado. UFRGS, Instituto de Geociências. 1997
- SHAHSHAHANI, B. M. and LANDGREBE, D. A.; The Effect of Unlabeled Samples in Reducing the Small Sample Size problem and Mitigating the Hughes Phenomenon, IEEE transactions on Geoscience and remote Sensing, Vol. 32, n° 5, 1087 – 1095, set. 1994.
- STEFFEN, C. A., 1996. Radiometria Óptica Espectral. Anais do VIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto.
- STORNER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Physicochemical, Site and Bidirecional reflectance Factor Characteristics of uniformly moist Soils. West Lafayette, Purdue University, LARS Technical report 111679. 1980.94p.

SWAIN, P.H.; DAVIS, S.M. Remote Sensing: The Quantitative Approach. 1.ed. McGraw-Hill Book Company, 1978.

VENDRIG AA., de MEY H R, DERKSEN JJ, VAN & AKKERVEEKEN PF. Assessment of chronic back pain patients characteristics using factor analysis of the MMPI-2: Which dimensions are actually assessed? Pain 1998; 76: 179-88.

ZHANG, B., WANG, X., LIU, J., ZHENG, L., TONG, Q.(2000). Hyperspectral Image processing and analysis system (HIPAS) and its applications. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 66, No. 5, 2000. pp. 605-609. Boardman (1992) SIPS User's Guide Spectral Image Processing, Version 1.2., Center for the Study of Earth.

## ANEXO

Algoritmo em Matlab para implementação da DCDP:

```
function x = caracespc1t (nrow, ncol, tr)

% Função dos parâmetros de entrada - exemplo de sintaxe
% caracespc1t(620, 700, [0.15, 0.08, 0.15, 0.08, 0.15, 0.08, 0.15, 0.08, 0.15])

% Leitura do arquivo de imagem
% asterbanda1 = loadimage ('asterb1.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda2 = loadimage ('asterb2.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda3 = loadimage ('asterb3.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda4 = loadimage ('asterb4.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda5 = loadimage ('asterb5.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda6 = loadimage ('asterb6.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda7 = loadimage ('asterb7.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda8 = loadimage ('asterb8.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% asterbanda9 = loadimage ('asterb9.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:1], 'unsign');
% aster = loadimage ('aster.lan', [1:nrow], [1:ncol], [1:9], 'unsign');

% Tabela de Referencia com o valor do comprimento de onda central de cada banda
% expresso em nm
centro = [560; 660; 810; 1650; 2165; 2205; 2260; 2327.5; 2395];

% Total de pixels da imagem
totalpixel=nrow*ncol;

% Leitura das derivadas referencia p/ todas as amostras
%Sequencia: derivada = [valor da derivada para cada amostra];
```



```
%Sequencia de amostras = [r(solo001); r(solo002); r(solo003); r(solo004);  
r(solo005); r(solo006);...; r(solo021)];
```

```
% Le os Espectros
```

```
espcref = xlsread('C:\assinaturas.xls');
```

```
%Forma a derivada referencia
```

```
for j = 1:point
```

```
for k = 1:date
```

```
tbllder(i,j) = der(espcref(j,k), Centro(i));
```

```
end
```

```
end
```

```
%Calculo dos tresholds para cada derivada
```

```
for k = 1: 8
```

```
for i = 1:21
```

```
for j = 1:8
```

```
if tbllder(i,j) < 0
```

```
difmais(i,j) = tbllder(i,j) - tbllder(i,j)*tr(k);
```

```
difmenos(i,j) = tbllder(i,j) + tbllder(i,j)*tr(k);
```

```
else
```

```
difmais(i,j) = tbllder(i,j) + tbllder(i,j)*tr(k);
```

```
difmenos(i,j) = tbllder(i,j) - tbllder(i,j)*tr(k);
```

```
end
```

```
end
```

```
end
```

```
end
```

```
% Calculo de Derivadas
```

```
for i=1:8
```

```
for j=1:totalpixel
```

```
derivada(j,i) = (centro(i+1)-centro(i)) / (aster(j,i+1)-aster(j,i));
```

```
end
```

```

end
save derivada derivada

imgclass= (derivada/derivada)*255;

% Determinacao das condicoes
for k=1:21
    for j=1:8 %id derivada
        for i= 1:totalpixel
            if derivada(i,j) == Inf
                imgclass(i,j) = 0;
            else
                if derivada(i,j) > difmais(j,k)
                    imgclass(i,j) = 0;
                elseif derivada(i,j) < difmenos (j,k)
                    imgclass(i,j) = 0;
                end
            end
        end
    end
end
end

% Salva as imagem classificada para cada amostra
save imgclass imgclass

% Converte para o formato Erdas 7.4
saveimage (imgclass, 'imgclass.lan', nrow, ncol);

```