

## **MISTURA ESPECTRAL: (I) DETECÇÃO DOS MEMBROS FINAIS UTILIZANDO A GEOMETRIA DO *SIMPLEX***

**Osmar Abílio de Carvalho Júnior<sup>1</sup>, Ana Paula Ferreira de Carvalho<sup>2</sup>,  
Renato Fontes Guimarães<sup>3</sup>, Paulo Roberto Meneses<sup>4</sup>,  
Yosio Edemir Shimabukuro<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais  
12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil.  
[osmar,yosio}@ltid.inpe.br](mailto:{osmar,yosio}@ltid.inpe.br)

<sup>2</sup>UnB - Universidade de Brasília - Departamento de Ecologia  
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Asa Norte - 70910-900, Brasília, DF, Brasil  
[anapaula@unb.br](mailto:anapaula@unb.br)

<sup>3</sup>UnB - Universidade de Brasília - Departamento de Geografia  
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Asa Norte, 70910-900, Brasília, DF, Brasil.  
[renatofg@unb.br](mailto:renatofg@unb.br)

<sup>4</sup>UnB - Universidade de Brasília - Departamento de Geologia  
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Asa Norte, 70910-900, Brasília, DF, Brasil.  
[pmeneses@unb.br](mailto:pmeneses@unb.br)

Recebido 01 de novembro de 2002; revisado 02 de janeiro 2003; aceito 07 de fevereiro de 2003

**Resumo** – O conceito de mistura espectral permitiu uma nova abordagem nos procedimentos de classificação de imagens. Esse procedimento busca identificar e quantificar os constituintes que compõem os *pixels*. Para tanto é necessário estabelecer três etapas de processamento: (a) detecção dos membros finais, (b) localização dos elementos e (c) quantificação. O presente trabalho possui como objetivo discutir e sintetizar as principais abordagens para a detecção dos membros finais utilizando a geometria do *simplex*. Para tanto são definidos três tipos de *simplex*: (a) mínimo volume, (b) máximo volume e (c) volume intermediário. Cada modelo é discutido enfocando-se sua importância para o estabelecimento dos membros finais.

**Palavras Chave** – mistura espectral, *simplex*, membros finais.

**Abstract** - The spectral mixture concepts allowed a new approach in the image classification procedures. This procedure searches to identify and to quantify the constituents that compose the pixels. Thus it is necessary to establish three processing stages: (a) endmembers detection, (b) elements location and (c) quantification. The present work has as objective to discuss and to synthesize the main approaches to endmembers detection using simplex geometry. For this, it was defined three simplex types: (a) simplex of minimum volume (b) maximum volume and (c) intermediate volume. Each model is discussed focusing on its importance to the establishment of the endmembers.

**Keywords**: spectral mixture, simplex, endmembers.

## INTRODUÇÃO

As técnicas de classificação mais utilizadas baseiam-se nos procedimentos estatísticos de análise de grupos (análise não supervisionada) e na análise de discriminante (análise supervisionada). Nesses métodos um determinado *pixel* é classificado como pertencente a uma única classe. No entanto, um *pixel* geralmente é composto por vários tipos de materiais e a inclusão dele em apenas um tipo de classe pode incorrer em erros. Por exemplo, suponhamos que estejamos procurando um material que se apresenta sempre em menor abundância nos *pixels* em relação a outros elementos. Neste caso o material procurado dificilmente será representado devido à interferência e a supremacia dos demais componentes.

Assim torna-se necessário o emprego de um procedimento que detecte a presença dos diferentes materiais presentes nos *pixels*, mesmo com baixa porcentagem, e estabeleça a sua quantidade. Nessa nova abordagem, a

classificação de um *pixel* pode apresentar duas ou mais classes diferentes de forma a representar os constituintes da mistura espectral.

De uma forma sintética, os procedimentos e os algoritmos desenvolvidos para análise de mistura espectral buscam responder três perguntas básicas:

- Quais são os elementos que compõem a imagem?
- Onde está o elemento procurado?
- Quanto do elemento existe em cada *pixel*?

O presente artigo dedica-se a apresentar as metodologias existentes para responder a primeira pergunta, enquanto as demais serão abordadas nos dois artigos subsequentes (Carvalho Júnior *et al.* 2003a e b).

## **PRINCIPAIS LINHAS METODOLÓGICAS: PROPRIEDADES ESPACIAIS vs. ESPECTRAIS**

A compreensão dos conceitos de propriedade espacial e espectral de uma imagem é fundamental para que se entendam os principais ramos e etapas da análise de mistura espectral (Sabol *et al.*, 1992).

A propriedade espacial da imagem busca descrever um determinado *pixel* a partir de suas inter-relações. Desta forma, a detecção de alvos por essa propriedade tem como pressuposto a análise de um grupo de *pixels* e jamais de um *pixel* isolado. Apesar do espectro de um *pixel* ser pontual, ele pode apresentar um padrão de repetição na imagem, o que lhe confere um caráter espacial que pode ser utilizada para a distinção dos alvos que a compõem. A análise espacial apresenta inúmeras técnicas e fundamenta a maior parte dos procedimentos de

realce em imagens multiespectrais como a Análise de Principais Componentes (APC), decorrelação, entre outros. Esses procedimentos se destacam por detectar parâmetros físicos ambientais como sombra, textura e luminosidade, entre outros.

Em contraposição, a análise espectral possui como ferramenta de trabalho o *pixel* e seu respectivo espectro. A determinação e a quantificação dos elementos que o compõem é feita pela análise das feições de absorção e sua intensidade em comparação a uma curva de referência. Esse tipo de análise possui como embasamento o estudo das propriedades físicas da interação energia – matéria, principal ponto de divergência em relação à anterior, que avalia a informação segundo padrões de distribuição e dispersão. Desta forma, a análise das propriedades espectrais provê informações mais acuradas dos elementos que compõem o espectro e é menos vulnerável aos padrões de variabilidade dos dados.

No presente trabalho são apresentados os métodos referentes à análise espacial com objetivo de identificar os membros finais ou puros. Esses espectros são os que formam por combinação todos os demais por processo de mistura. A análise do arranjo dos elementos puros e de suas misturas para uma imagem é obtida por meio de uma geometria de distribuição de dados denominada de *simplex*. Essa geometria permite detectar os membros finais existentes na imagem e, a partir desses, pode-se utilizar técnicas para o cálculo de abundância, tanto de caráter espacial como espectral. Além disso, esse procedimento permite detectar parâmetros físicos ambientais, uma vez que são essencialmente descritos pela propriedade espacial da imagem.

No presente trabalho é realizada uma descrição dos principais métodos empregados para descrever o arranjo espacial do simplex com o propósito de detectar os membros finais que compõem a imagem e o seu emprego na Análise Linear de Mistura Espectral (ALME).

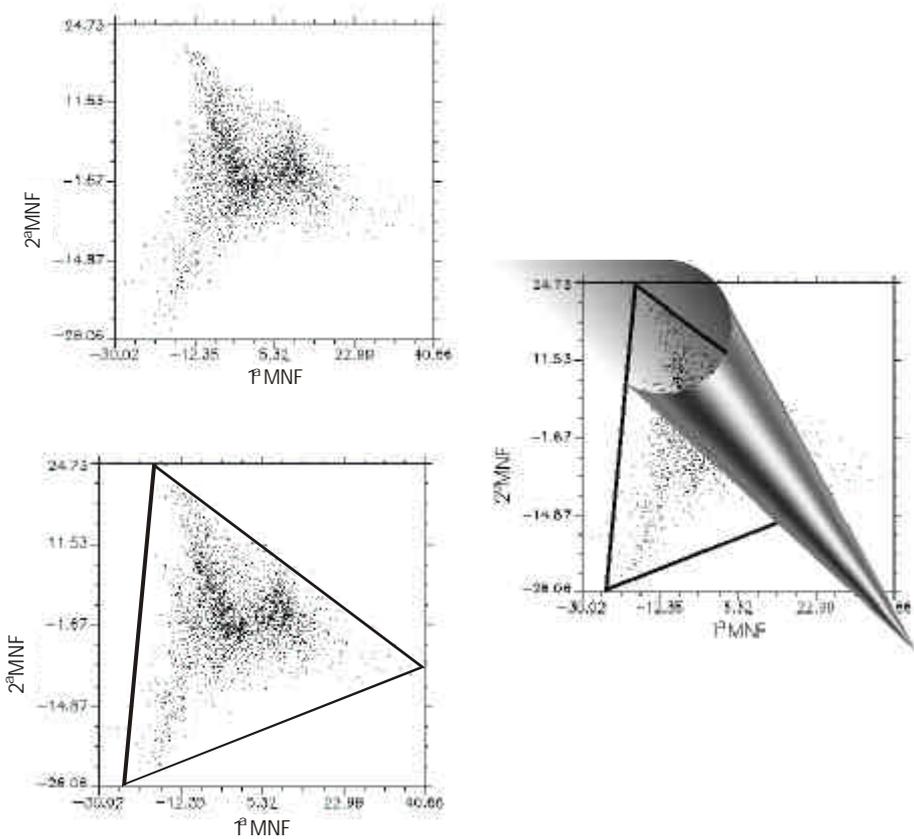
### **REPRESENTAÇÃO DOS DADOS ESPECTRAIS NA FORMA GEOMÉTRICA DE UM SIMPLEX**

O método Simplex é um procedimento que objetiva identificar os vértices de um conjunto convexo que definam uma solução ótima para problemas de programação linear.

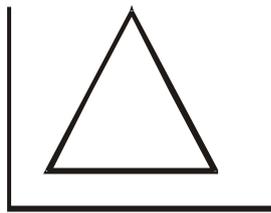
A disposição dos *pixels* em um espaço n-dimensional de atributo, no qual seus eixos apresentam-se sem correlação e em sua inerente dimensionalidade (como no caso das componentes da Análise de Principais Componentes - APC e Minimum Noise Fraction - MNF), gera figuras geométricas de conjuntos convexos que descrevem os membros finais e os produtos provenientes de sua mistura (Smith *et al.*, 1985, 1990; Bateson & Curtiss, 1993 e 1996; Boardman, 1993). Esse conceito pode ser mais bem compreendido por meio da visualização de gráficos que representem o espaço de atributos. Para facilitar a representação é demonstrado um exemplo bi-dimensional onde se percebe que os pontos relativos aos espectros estão distribuídos em forma triangular com relação a 1ª e 2ª componentes MNF (**Figura 1**).

Normalmente, verifica-se uma correlação da figura geométrica, gerada pela nuvem dos *pixels*, com o número de eixos presentes. Denota-se que, em um espaço n – dimensional, a nuvem de *pixels* forma uma figura que possui (n+1)

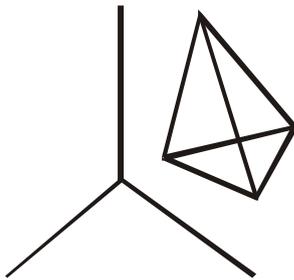
vértices,  $(n+1)$  lados e  $(n-1)$  dimensões. Desta forma, um simplex 2-d gera um triângulo com 3 vértices e 3 lados, enquanto que um simplex 3-d um tetraedro com 4 vértices e 4 lados e, assim, sucessivamente (**Figura 2**).



**Figura 1** – Gráfico de dispersão com dados relativos às 1ª e 2ª componentes MNF apresentando uma configuração triangular.



Espaço Bidimensional  
Simplex 2D: um triângulo



Espaço Tridimensional  
Simplex 3D: um tetraedro

**Figura 2** – Demonstração do simplex gerado de acordo com a dimensão do espaço.

Todos os pontos do interior do conjunto convexo podem ser considerados como combinações dos seus vértices. Desta forma, como retratação do espaço espectral, a figura geométrica exhibe nos seus vértices os *pixels* puros, enquanto os demais *pixels* são provenientes de suas misturas (**Figura 3**).

Essa constatação permite descrever o processo de mistura dentro de uma ótica geométrica. Nesse âmbito, a forma mais usual de desmistura pelo simplex é realizada pela conversão de suas coordenadas para uma forma baricêntrica. Assim, todos os vértices ficam equidistantes do centro do simplex. A obtenção desse novo simplex é feita por um simples reescalonamento dos eixos que

interligam os vértices para uma mesma dimensão, ou seja, todos os lados do ficam iguais a 1. Isso proporciona uma variação dos dados entre 0 e a unidade estabelecida. Como exemplificação, a **Figura 4** demonstra esse procedimento onde os vértices do simplex são linearmente transpostos para a forma baricêntrica. Dentro desse novo arranjo a posição de um determinado pixel determina a porcentagem existente de cada membro final.

Esse procedimento coaduna com o método de análise linear de mistura espectral (ALME) proposta por Smith *et al.* (1985). Pode-se descrever esse novo simplex conforme a seguinte expressão matemática:

$$R_b = \sum f_i r_{ib} + E_b \quad (1)$$

$$\sum f_i = 1.0 \quad (2)$$

Onde:

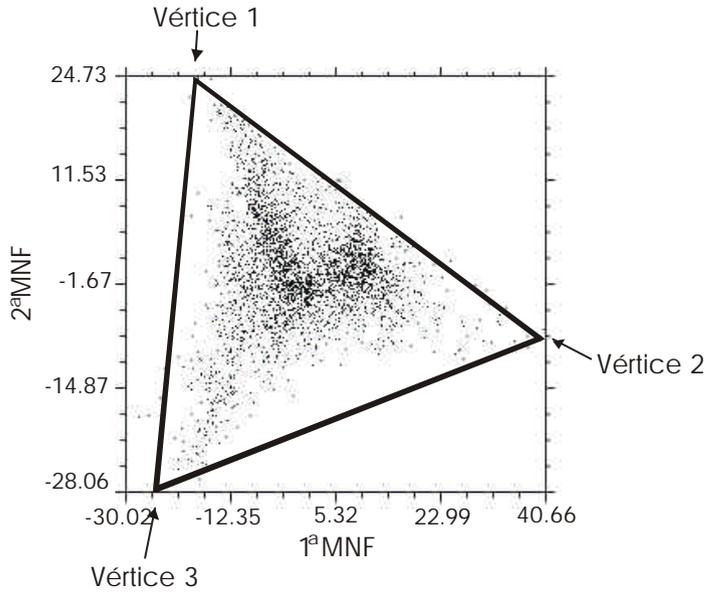
$R_b$  = reflectância do pixel na banda b;

$f_i$  = fração de abundância do membro final i ( a partir do total de membros finais);

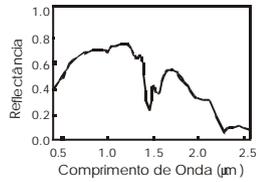
$r_{ib}$  = reflectância da banda b do membro final i; e

$E_b$  = é o erro residual.

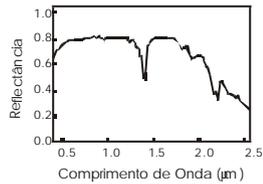
Desta forma, a definição do melhor simplex em que se enquadram os dados é a chave para discriminar os membros finais e, conseqüentemente, suas misturas.



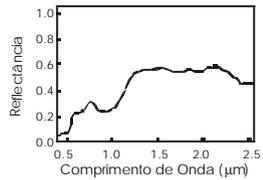
Vértice 1 = membro final 1 =



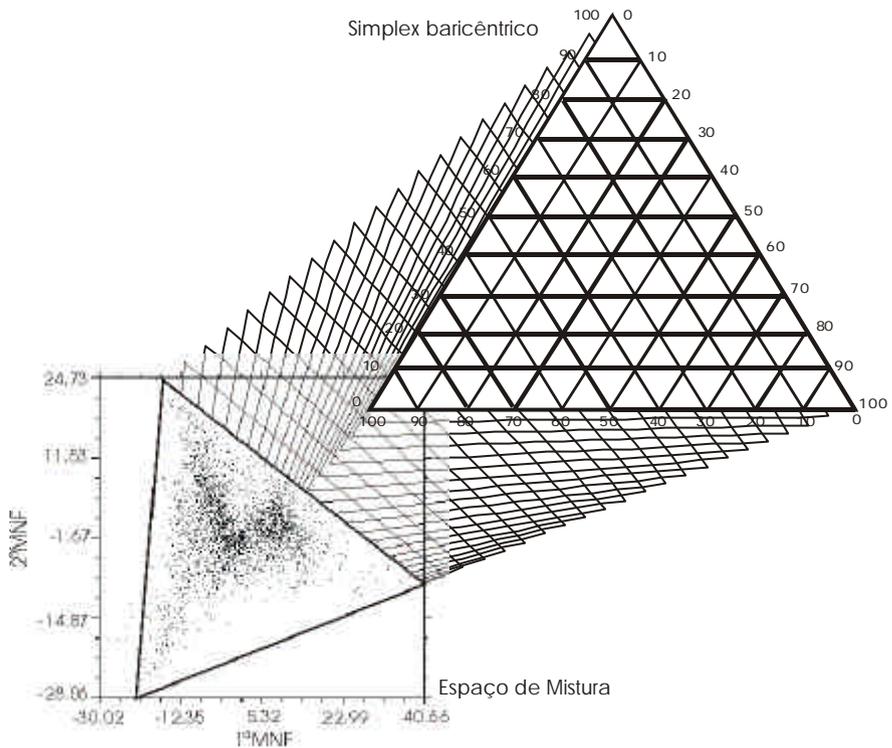
Vértice 2 = membro final 2 =



Vértice 3 = membro final 3 =



**Figura 3** –Vértices do simplex indicando os membros finais ou os pixels mais puros.



**Figura 4** –Vértices do simplex indicando os membros finais ou os pixels mais puros

### **MEMBROS FINAIS DA IMAGEM E MEMBROS FINAIS VERDADEIROS**

A diferença conceitual entre os membros finais da imagem e os verdadeiros é importante para se compreender as limitações e os ajustes necessários a serem empregados na geometria do simplex. Os membros finais verdadeiros correspondem aos espectros puros dos materiais que compõem a cena, sendo obtidos em laboratório ou em campo com a medição espectrorradiométrica isolada do material.

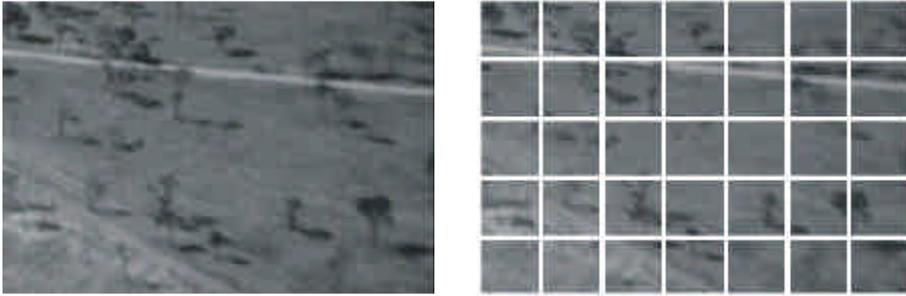
Os membros finais da imagem são os espectros mais puros presentes nos *pixels*. Como os *pixels* correspondem a um sinal de uma área, muitas vezes, inexistente na imagem um *pixel* puro totalmente composto pelo material procurado. Nesse caso, obtém-se um espectro de uma mistura, onde existe uma maior proporção do material de interesse, que difere do membro final obtido em laboratório utilizando unicamente o material.

Esse fato pode ser facilmente ilustrado com o emprego de uma simples fotografia do cerrado composto por solo, vegetação e sombra (**Figura 5a**). A subdivisão dessa fotografia em quadrículas, que representam *pixels* hipotéticos, demonstra que nenhum componente ocupa a totalidade de um *pixel* (**Figura 5b**). Portanto, a representação do simplex para os *pixels* gerados na fotografia não tem nos seus vértices membros realmente puros dos materiais que compõem a cena, porém apresenta *pixels* com menores teores de mistura.

Uma ilustração do posicionamento desses tipos de membros finais e seus respectivos arranjos de simplex é mostrada na **Figura 6**. Essa figura apresenta a distribuição dos *pixels* de uma imagem inclusos dentro de dois simplex hipotéticos, um referente aos membros finais da imagem (linha tracejada) e outro obtido pelos membros finais verdadeiros (linha contínua).

Verifica-se que o simplex da imagem está incluso dentro do simplex verdadeiro. Os vértices obtidos pela imagem A', B' e C' são os pontos com maior contribuição relativa dos componentes A, B e C, respectivamente. Como consequência, os vértices da imagem posicionam-se dentro da menor distância entre a nuvem dos dados e os vértices verdadeiros. Neste caso, os vértices da imagem correspondem a uma mistura dos membros finais verdadeiros podendo-se,

assim, retratar o ponto B' como uma mistura de aproximadamente 80% do membro B e 20% dos membros A e C (**Figura 6**).

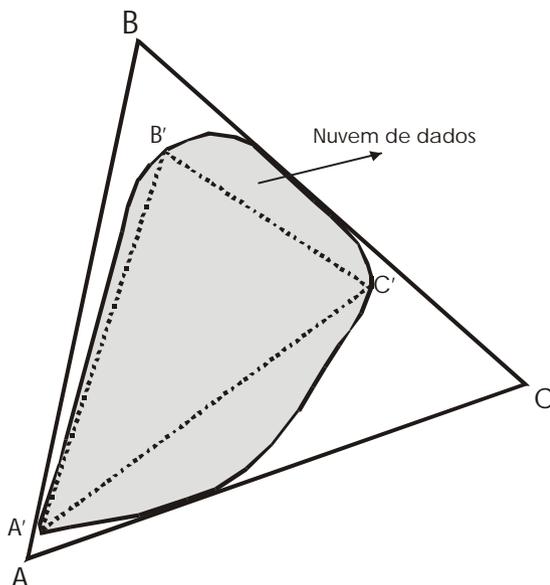


**Figura 5** – Fotografia do cerrado demonstrando a diferente composição dos pixels.

A igualdade dos dois tipos de vértices ocorre apenas quando existe na imagem um *pixel* completamente ocupado por um material puro. Assim, no caso de todos os espectros puros estarem representados na imagem, haverá coincidência com os membros finais verdadeiros. Na inexistência dessa condição sempre haverá diferença entre os dois tipos de simplex.

De acordo com que foi exposto, o simplex pode apresentar basicamente três configurações de acordo com o volume:

- Volume Mínimo - o simplex está circunscrito dentro do conjunto dos dados presentes na imagem;
- Volume Máximo - o simplex é estabelecido pelos espectros verdadeiros obtidos em campo ou presentes em bibliotecas;
- Volume Intermediário – o simplex fica em posição intermediária entre o de volume mínimo e o máximo.



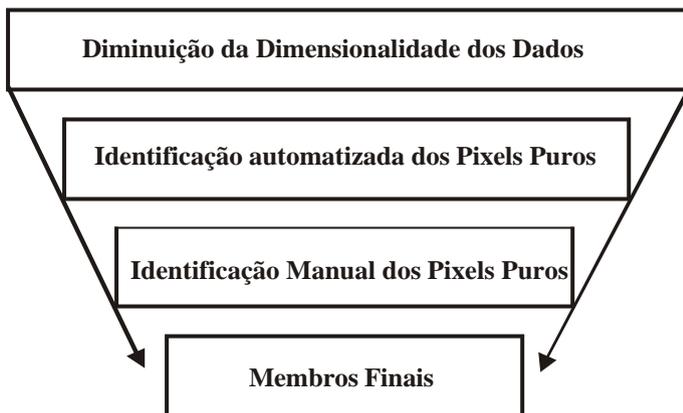
**Figura 6** – Demonstração do simplex proveniente dos membros finais da imagem (A'B'C') e dos membros finais verdadeiros (ABC).

### SIMPLEX DE VOLUME MÍNIMO

#### FORMULAÇÃO DO SIMPLEX DE VOLUME MÍNIMO

O simplex de volume mínimo está circunscrito dentro do conjunto de dados, tendo todos os seus vértices representados por *pixels* da imagem em estudo. A sua determinação é importante para compreender a distribuição interna dos dados como também a diversidade dos alvos espectrais existentes na cena.

Boardman & Kruse (1994) estabeleceram uma metodologia para a detecção dos membros finais do simplex de volume mínimo em três etapas: redução da dimensão espectral (MNF), redução da dimensão espacial (índice de pureza do pixel) e identificação (utilizando um visualizador n-dimensional) (**Figura 7**).



**Figura 7** – Detecção dos membros finais da imagem (ENVI®, 1997).

Essa metodologia possibilita uma detecção automatizada dos membros finais da imagem sendo amplamente utilizada em trabalhos com imagens hiperespectrais (Richardson *et al.*, 1994; Richardson, 1996; Kruse, 1996; Kruse *et al.*, 1996; Carvalho Júnior *et al.*, 1999; Kruse & Boardman, 1999; Kruse, 1999). Esse procedimento consiste em uma etapa exploratória, ou seja, de uma primeira avaliação dos materiais existentes na área. Torna-se importante para regiões pouco estudadas, como as regiões tropicais, onde podem aparecer espectros inexistentes nas bibliotecas espectrais disponíveis. Além disso, esse procedimento permite identificar e avaliar os efeitos relativos aos fatores físicos ambientais presentes na cena.

Os bons resultados obtidos favoreceram a aplicação desse procedimento com outros tipos de sensores como os multiespectrais (TM – Landsat), Thermal Infrared Multispectral Scanner (TIMS) e Shuttle Imaging Radar –C (SIR-C/X-SAR) (Kruse, 1996).

## **DIMINUIÇÃO DA DIMENSIONALIDADE DA IMAGEM UTILIZANDO O MNF**

A diminuição da dimensionalidade das imagens é obtida pelo método MNF (Green *et al.*, 1988). Esse método, além de possibilitar a eliminação do ruído, permite a diminuição da dimensionalidade da imagem em eixos descritos pelos materiais ou feições físicas ambientais que constituem a cena.

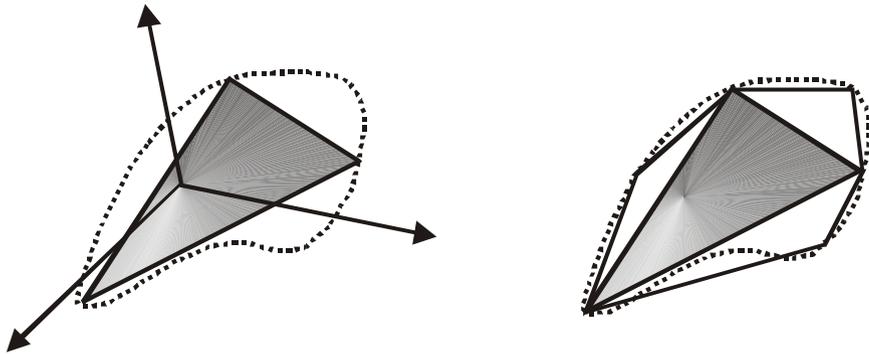
No entanto, deve-se atentar que os novos eixos não estão necessariamente sempre correlacionados com um material específico ou uma variável física. É sempre requerida uma interpretação cautelosa na ligação entre um determinado eixo com uma componente da imagem. O emprego de técnicas de redução de dimensionalidade em imagens hiperespectrais proporciona uma intensa diminuição das bandas iniciais introduzidas devido à alta redundância de informação.

### **ÍNDICE DE PUREZA DE PIXEL (PIXEL PURITY INDEX - PPI)**

A identificação do membro final não é um processo simples, pois raramente os pixels 100% puros estão presentes no conjunto de dados da imagem, implicando na formação de um simplex com vértices menos pronunciados e mais difíceis de serem detectados. Desta forma, na maioria das vezes, a distribuição dos dados não apresenta uma forma geométrica tão definida e a simples análise de um gráfico de dispersão pode não representar todas as combinações possíveis, restando ainda muitas possibilidades para a reconstrução do simplex.

Um procedimento que permite um detalhamento dos vértices do simplex pode ser facilmente visualizado em um espaço bidimensional (Craig, 1994). Primeiramente, determina-se para os dados um primeiro invólucro com  $n+1$  vértices que demarcam um simplex inicial (**Figura 8a**). Deve-se atentar que esses pontos não representam, necessariamente, os pontos mais extremos. Como se-

gundo passo, inscreve-se um novo simplex de segunda ordem com  $n+1$  vértices na posição oposta aos dos vértices do simplex de 1a ordem, ou seja, no ponto absoluto mais proeminente da face oposta do vértice do 1o simplex (**Figura 8**).

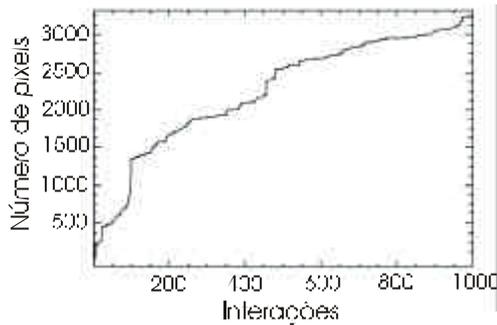


**Figura 8** – Definição dos pontos referentes aos vértices do Simplex: (a) vértices de 1a ordem, (b) vértices de 2a ordem. (Fonte: Craig, 1994).

Em decorrência, o emprego dessa técnica em um espaço  $n$ -dimensional pode gerar inúmeros vértices. Uma maneira de selecionar os mais relevantes é o emprego de um índice. Dentro dessa concepção, o Índice de Pureza do Pixel (PPI) busca estipular o quanto o pixel é extremo dentro do simplex (Boardman & Kruse, 1994; Boardman *et al.*, 1995).

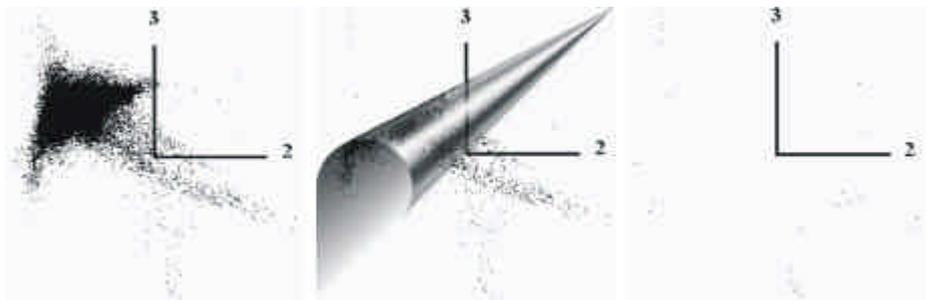
O método PPI registra e contabiliza os pixels que são vértices nas diferentes projeções do simplex. Desta forma, os pontos relativamente mais puros tendem a se repetir nas diferentes projeções aumentando o seu valor PPI. O número de iterações é definido pelo usuário, assim como o valor mínimo de PPI para que o pixel seja considerado como puro. Quanto maior for o número de iterações estipuladas, mais fidedigna é a informação obtida. Para averiguar se o número de iterações foi apropriado utiliza-se um gráfico que contrapõe o valor do número

de iterações com o número de pixels que obedecem à condição de PPI estipulado. Quando a curva do gráfico torna-se próxima de um patamar significa que o número de iterações é satisfatório para a análise, como é exemplificado na **Figura 9**.



**Figura 9** – Gráfico entre o número de iterações do PPI (1000) e o número de pixels que respeitam a condição do valor mínimo de PPI estipulado (2).

Uma visualização do efeito do PPI pode ser obtida com a comparação de um gráfico de dispersão antes e depois do emprego dessa técnica. A **Figura 10** mostra os gráficos de dispersão entre a 2a e a 3a componentes MNF considerando todos os pixels da imagem (**Figura 10a**) e os com valores acima de 50 PPI relativos aos pixels puros (**Figura 10c**). Observa-se a significativa seleção dos pixels puros posicionados nas extremidades da nuvem dos dados.



**Figura 10** – Características da imagem de PPI.

O procedimento PPI também gera uma imagem que apresenta, para cada pixel, o valor do número de vezes em que esse foi definido como vértice. Quanto maior for o valor do pixel na imagem PPI maior é o seu grau de pureza. Desta forma, a partir da imagem PPI pode-se estipular novos valores para corte utilizando a técnica de fatiamento, o que permite uma melhor seleção dos membros finais da imagem. Observa-se que, à medida em que aumenta o valor de PPI de corte, as áreas com pixels puros tornam-se mais restritas. Esse procedimento é bastante útil na averiguação de campo, pois permite determinar a localização dos pixel puros.

## **VISUALIZAÇÃO N - DIMENSIONAL**

Esse procedimento gera uma nuvem de pontos referente aos pixels em um espaço de atributos n–dimensional definido pelas componentes MNF em análise. Dentro desse módulo pode-se manipular a nuvem de pontos rotacionando-a de forma a obter um posicionamento que melhor discrimine os diferentes grupos de espectros (Boardman & Kruse, 1994).

Esse tratamento proporciona uma melhor percepção dos agrupamentos de pontos permitindo uma separação e individualização das nuvens. Essa separação é feita manualmente por meio de uma ferramenta de desenho interativa em tela. Portanto, esse método consiste em um processo de classificação por identificação onde o analista define as classes. O conjunto de pontos selecionados em um grupo pode ser analisado por processos estatísticos definindo os valores de média, máximos e mínimos, entre outros.

Esta etapa deve ser conduzida com cautela, pois espectros com ruídos degenerativos, quando não tratados em fase anterior, tendem a acumular-se

nesta fase do tratamento. Por isso, o procedimento manual, onde o analista identifica os espectros, torna-se uma etapa prioritária apresentando vantagens com relação à utilização de métodos automatizados, como a análise de grupos.

Com base nessa etapa exploratória pode-se ter uma noção dos elementos que compõem a imagem e, a partir dos espectros obtidos, realizar classificações utilizando tanto classificadores espectrais para identificação como para quantificação.

### **SIMPLEX DE VOLUME MÁXIMO**

O simplex de volume máximo adota como vértices os espectros puros dos alvos (ou membros finais) obtidos através de espectrorradiometria de campo ou de laboratório. Essa conformação é a ideal para o estudo de mistura espectral, permitindo estabelecer uma porcentagem mais fidedigna dos elementos da imagem.

A dificuldade existente é a aquisição dos espectros de referência que necessitam de um intenso trabalho de campo de forma a cobrir todos os espectros puros existentes na cena. Uma otimização do processo para aquisição dos membros finais verdadeiros é concebida dentro de um ambiente computacional com a utilização do simplex de volume mínimo. A partir dos membros finais definidos pelo simplex de volume mínimo podem-se facilmente obter os membros finais verdadeiros a partir de comparações desses com os de bibliotecas espectrais. Mesmo para os casos da inexistência na biblioteca espectral do similar puro para o membro final da imagem, esse método possibilita orientar e posicionar o ponto de coleta otimizando o processo de coleta em campo.

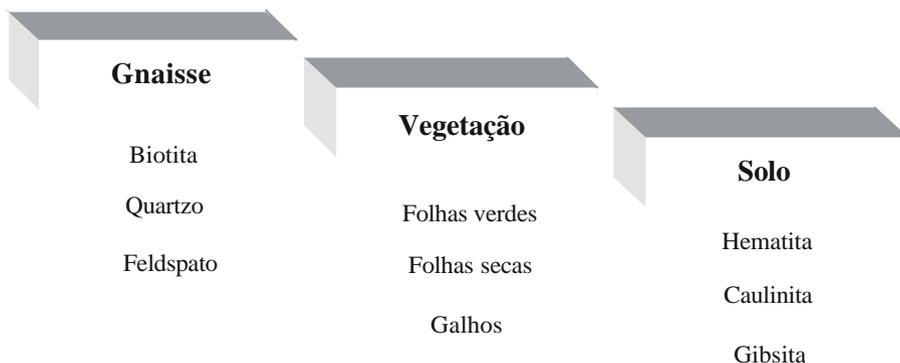
Em síntese, tem-se que a definição do simplex de mínimo volume auxilia no procedimento da definição do simplex de máximo volume de duas formas: (a) comparação automatizada dos membros finais da imagem com bibliotecas espectrais, e (b) orientação para coleta em campo do material procurado. Com o aprimoramento das bibliotecas espectrais esse procedimento torna-se cada vez mais eficiente.

### **SIMPLEX DE VOLUME INTERMEDIÁRIO**

Como foi descrito anteriormente o simplex de volume máximo está relacionado com os membros finais de referência e de volume mínimo com os membros finais da imagem. No caso do simplex de volume intermediário os seus vértices são descritos por membros finais virtuais que se posicionam em uma posição intermediária entre os membros finais da imagem e os verdadeiros de forma a aumentar a eficiência da ALME. A compreensão desse conceito está intimamente relacionada com o grau de associação da mistura dos seus elementos e os seus efeitos na ALME.

### **O GRAU DE ASSOCIAÇÃO DA MISTURA EM ANÁLISE**

Um fator importante a ser discutido é o grau de associação da mistura que está sendo analisada (Mustard, 1993). Em um primeiro enfoque podemos estar buscando os principais membros que compõem a imagem como: solo, vegetação e rocha. Em uma segunda etapa pode-se querer saber a abundância dos minerais que compõem o solo ou a rocha e a quantidade de folhas e ramos que compõem a vegetação. Desta forma, uma análise que, a princípio possui três membros, pode rapidamente ser triplicada (**Figura 11**).



**Figura 11** – Associações de misturas.

Essa discussão é importante na definição do melhor simplex que se ajusta aos dados com objetivo de cálculo de abundância a partir da ALME.

A inserção de todos os membros finais não significa a obtenção do melhor simplex que descreve o conjunto de dados. Pelo contrário, o aumento exagerado de membros finais pode ser maléfico para a aquisição de uma boa distribuição dentro do simplex. O ponto crítico para a subdivisão dos principais membros é o seu grau de associação. Quanto maior for o grau da associação dos alvos procurados, menor é a possibilidade de sucesso para a sua separação. Assim, a separação de curvas de alvos muito associados, como folhas e ramos de uma determinada vegetação, não apresenta um bom ajuste para o simplex. Além disso, materiais intimamente associados apresentam comportamento não linear, o que torna mais difícil sua abordagem dentro do simplex. Portanto, em tais situações é melhor tratar os alvos fortemente associados como membros finais e não como elementos separados.

## **MEMBROS FINAIS VIRTUAIS OU MEMBROS DE MELHOR AJUSTE AO SIMPLEX**

Como foi discutido no tópico anterior, nem sempre se deve assumir no simplex membros finais verdadeiros. Às vezes, o emprego de uma mistura proporciona um melhor ajuste dos dados para o cálculo de proporção utilizando a ALME. Nesse caso, deve-se perguntar: qual é a mistura que proporciona a melhor configuração de simplex aos dados? Quanto de incerteza ao simplex é adicionado com a subdivisão dos principais membros finais?

Esses questionamentos só podem ser respondidos avaliando-se o grau de adequação do simplex aos dados nas diferentes situações. Nesse âmbito, trabalhos utilizando procedimentos estatísticos vem sendo desenvolvidos por Tompkins *et al.* (1997) no propósito de obter refinamentos de membros finais virtuais. O modelo utiliza o método de análise linear de mistura espectral (equações 1 e 2) e o erro médio quadrático como parâmetro para discriminar o grau de ajuste dos membros finais ao simplex. Assim, propõe-se encontrar novos membros finais com um posicionamento que reduza o erro de ajuste do simplex aos dados, de forma a obter resultados mais fidedignos matematicamente. Os novos membros, que se posicionam fora da nuvem de dispersão dos dados, são denominados de pontos virtuais.

O cálculo parte de um modelo inicial que gradativamente migra a posição do membro final segundo uma direção que minimiza o erro. Deve-se introduzir um modelo inicial que consiste em uma semente onde os membros finais virtuais começam a evoluir. Pode-se assumir como modelo inicial dados randômicos, no entanto, pode-se gerar um simplex que não corresponda à realidade. Portanto,

para intervir com segurança no processo é necessário um conhecimento, a priori, dos espectros de campo e da imagem. A melhor aproximação para o modelo inicial consiste no emprego tanto dos membros finais obtidos no simplex mínimo, como dos membros finais de referência.

Assim os membros finais da imagem consistem no ponto inicial, enquanto os membros finais verdadeiros fornecem a direção preferencial para onde deve evoluir o modelo. Dentro dessa concepção o modelo parte do vértice do simplex mínimo e, gradativamente, por incorporação de valores pré-definidos migra em direção ao vértice dos membros finais verdadeiros. A cada ponto que migra em direção ao vértice verdadeiro realiza-se o cálculo do erro padrão. O ponto de menor erro é assumido como o membro final virtual do modelo que, teoricamente, representa o simplex melhor ajustado aos dados existentes. O novo simplex adquire uma configuração intermediária entre os de volume máximo e mínimo.

## CONCLUSÃO

A detecção dos membros finais é uma etapa de extrema importância para a classificação espectral. A partir dos espectros puros é possível estimar com maior precisão a abundância dos componentes. A metodologia para detecção dos membros finais dentro das imagens permite uma otimização no levantamento de espectros puros e de sua localização em campo. É importante no processo de análise avaliar o grau de associação existente entre os componentes da mistura. Muitas vezes a adoção de espectros de materiais intimamente relacionados obtém melhores resultados do que os espectros separados no cálculo de abundância por ALME.

**REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- BATESON, C. A. & CURTISS, B. (1993). A tool for manual endmember selection and spectral unmixing. In: Annual JPL Airborne Geosciences Workshop, 4, Pasadena, CA. Summaries. JPL Publ. 93-26, p. 3-6.
- BATESON, C. A. & CURTISS, B. (1996). A method for manual endmember selection and spectral unmixing. *Remote Sens. Environ.* 55:229-243.
- BOARDMAN, J. W. & KRUSE, F. A. (1994). Automated spectral analysis: A geologic example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada: In, ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, 10, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI. Proceedings. v. 1, p. 407-418.
- BOARDMAN, J. W. (1993). Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts: In: Annual JPL Airborne Geosciences Workshop, 4, Pasadena, CA. Summaries. JPL Publ. 93-26, p. 11-14.
- BOARDMAN, J. W.; KRUSE, F. A. & GREEN, R. O. (1995). Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data: In: Annual JPL Airborne Geosciences Workshop, 5, Pasadena, CA, Summaries. JPL Publ. 95-1. v. 1. p. 23-26.
- CARVALHO JÚNIOR, O. A.; CARVALHO, A. P. F.; GUIMARÃES, R. F., MENESES, P. R. (2003a) Mistura espectral: (II) classificadores espectrais para identificação. *Espaço & Geografia*, v. 6. no. 1. 175-197.
- CARVALHO JÚNIOR, O. A.; CARVALHO, A. P. F.; GUIMARÃES, R. F., MENESES, P. R. (2003b) Mistura espectral: (III) quantificação espectral. *Espaço & Geografia*, v. 6. no. 1. 197-223.
- CARVALHO JÚNIOR., O. A.; MARTINS, É. S.; BAPTISTA, G. M. M.; CARVALHO, A. P. F.; MADEIRA NETTO, J. S.; MENESES, P. R. (1999). Mineralogical differentiation in weathering profiles of lateritic Ni using AVIRIS data, in Niquelandia - GO, Brazil. In:

- JPL Airborne Earth Science Workshop, 8, Pasadena, CA. Summaries, JPL Publ. 99-17. v. 1, p. 3-11.
- CRAIG, D. M. (1994). Minimum volume transform for remotely sensed data, IEEE Transact. Geosci. Remote Sens. v. 32. no. 3, p. 542-552
- ENVI® (1997). Tutorials better solutions Consulting Limited Liability Company Lafayette, Colorado, USA, 370p.
- GREEN, A. A.; BERMAN, M.; SWITZER, P., CRAIG, M. D. (1988). A transformation for ordering multispectral data in terms of images quality with implications for noise removal. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., v. 26, no. 1, p. 65-74.
- KRUSE, F. A. & BOARDMAN, J. W. (1999). Fifteen years of hyperspectral data: Northern Grapevine Mountains, Nevada. In: JPL Airborne Earth Science Workshop, 8, Pasadena, CA. Summaries. JPL Publ. 99-17. v.1, p. 247-258.
- KRUSE, F. A. (1996). Geologic mapping using combined optical remote sensing and SIR-C/X-SAR data. In: Thematic Conference and Workshops on Applied Geologic Remote Sensing, 11, Las Vegas, Nevada. v. 2, p. 142-150.
- KRUSE, F. A. (1999). Mapping hot spring deposits with AVIRIS at Steamboat Springs, Nevada. In: JPL Airborne Earth Science Workshop, 8, Pasadena, CA. Summaries, JPL Publ. 99-17. v.1, p. 239-245.
- KRUSE, F. A.; HUNTINGTON, J. H. & GREEN, R. O. (1996). Results from the 1995 AVIRIS Geology Group Shoot. International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, 2, Proceedings, p. 211-220.
- MUSTARD, J. F. (1993). Relationships of soil, grass, and bedrock over the Kaweah Serpentine Melange through spectral mixture analysis of AVIRIS data. Remote Sens. Environ. 44:293-308.

- RICHARDSON, L. L. (1996). Remote sensing of algal bloom dynamics: *Bio Science*, v. 46, no. 7, p. 492-501.
- RICHARDSON, L. L.; BUISSON, D.; LUI, C. J. & AMBROSIA, V. (1994). The detection of algal photosynthetic accessory pigments using Airborne Visible-Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) spectral data. *Marine Technology Society Journal*, 28:10-21.
- SABOL D. E. JR., ADAMS J. B. & SMITH M. O. (1992). Quantitative subpixel spectral of targets in multispectral images, *J. Geophys. Res.*, 97, 2.659-2.672.
- SMITH, M. O., USTIN, S. L., ADAMS, J. B., AND GILLESPIE, A. R. (1990), Vegetation in deserts. I. A regional measure of abundance from multispectral images. *Remote Sens. Environ.*, 31:1-26.
- SMITH, M. O.; JOHNSON, P. E. & ADAMS, J. B. (1985). Quantitative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal components analysis. *Proc. 15th Lunar Planet. Sci. Conf. Part2. J Geophys. Res.*, 90, Suppl., p. C797-C804.
- TOMPKINS, S.; MUSTARD, J. F.; PIETERS, C. M. & FORSYTH, D. W. (1997). Optimization of endmembers for spectral mixture analysis. *Remote Sens. Environ.* 59:472-489.