핵함수를 리용한 주성분분석에 의한 초스펙트르 원격수감화상의 광물식별

박은성, 현리정

경애하는 최고령도자 김정은동지께서는 다음과 같이 말씀하시였다.

《콤퓨터에 의한 탐사자료의 처리와 해석, 위성화상자료해석기술을 새롭게 연구도입하고 여러가지 응용프로그람들을 개발하여 지질탐사사업에 널리 리용하여야 합니다.》

초스펙트르원격수감화상에는 공간 및 복사, 스펙트르정보가 충분히 반영되여있다. 그러나 스펙트르대역들사이에 상관성이 높고 정보량이 너무 많은것으로 하여 차원문제가 초스펙트르원격수감화상처리에서 중요한 문제로 제기되고있다.[1]

주성분분석방법, 최소/최대자동상관인자법, 잡음최소분할법과 같은 여러가지 특징추출 방법을 리용하여 차원문제를 해결할수 있다. 그러나 이 방법들을 리용하면 초스펙트르원격 수감화상에서 정보의 이지러짐과 손실이 생긴다.[2, 3]

론문에서는 초스펙트르원격수감화상처리과정에 생기는 정보의 이지리짐과 손실을 극복하기 위하여 주성분분석방법에 핵함수를 도입하여 광물의 스펙트르특징을 추출하기 위한 방법을 서술하였다.

1. 핵함수를 리용한 주성분분석방법

주성분분석은 흔히 초스펙트르원격수감화상의 차원수를 줄이고 그 특징을 추출하기 위하여 리용되는 일종의 선형변화이다.

1) 쌍대모형을 리용하는 주성분분석

원격수감화상은 n개의 화소와 p개의 스펙트르파장대역의 관측값들로 이루어져있다. 이 것은 n개의 행, p개의 렬로 이루어진 행렬 X로 표시할수 있으며 1개 렬은 1개 변량의 관측값들이다. 그리고 1개의 행은 변량 p에 대응하는 1개의 관측값벡토르 x_i^{T} 이다. 즉 행렬 X는 다음과 같이 표시된다.

$$X = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1}^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{x}_{2}^{\mathrm{T}} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{n}^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}$$
(1)

행렬 X의 매 렬을 표준화하여 매 렬의 평균값이 0이 되도록 한다. 표준주성분분석에서 고유값문제는 다음과 같이 표시된다.

$$\frac{1}{n-1}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}\boldsymbol{u}_{i} = \lambda_{i}\boldsymbol{u}_{i} \tag{2}$$

여기서 u_i , λ_i 는 각각 초기화상의 공분산행렬의 고유벡토르와 고유값이다.

식 (2)의 량변에 X를 각각 곱하면 다음의 식을 얻는다.

$$\frac{1}{n-1} XX^{\mathrm{T}} X u_i = \lambda_i (X u_i) \quad \stackrel{\circ}{\underline{\sim}} \quad \frac{1}{n-1} XX^{\mathrm{T}} v_i = \lambda_i v_i \tag{3}$$

여기서 $v_i = Xu_i$ 이다.

식 (3)의 량변에 X^{T} 를 곱하면 다음의 식을 얻을수 있다.

$$\frac{1}{n-1} \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{X} (\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{v}_i) = \lambda_i (\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{v}_i)$$

 v_i 를 단위벡토르라고 하면 u_i 는 다음과 같이 표시된다.

$$\boldsymbol{u}_i = \frac{1}{\sqrt{(n-1)\lambda_i}} \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{v}_i \tag{4}$$

 $X^{T}X/(n-1)$ 과 $XX^{T}/(n-1)$ 의 위수가 같고 고유값들이 령이 아니면 이 행렬들의 고유벡토르들사이에는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\mathbf{v}_i = \frac{1}{\sqrt{(n-1)\lambda_i}} \mathbf{X} \mathbf{u}_i \tag{5}$$

2) 핵함수를 리용한 주성분분석

행렬 X의 비선형성을 함수 $\phi(x)$ 를 리용하여 고차원특징공간에 투영할수 있다. 즉

$$\boldsymbol{\Phi} = \begin{bmatrix} \phi(\boldsymbol{x}_{1}^{\mathrm{T}}) \\ \phi(\boldsymbol{x}_{2}^{\mathrm{T}}) \\ \vdots \\ \phi(\boldsymbol{x}_{n}^{\mathrm{T}}) \end{bmatrix}$$
(6)

여기서 ♥의 렬평균값은 0이라고 가정한다.

고차원특징공간에서 ♥의 공분산행렬은 다음과 같다.

$$C = \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Phi} / (n-1) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} \phi(x_i) \phi(x_i^{\mathrm{T}})$$

표준주성분분석과 쌍대주성분분석에서 고유값문제는 다음의 식으로 표시할수 있다.

$$\frac{1}{n-1}\boldsymbol{\Phi}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{u}_{i} = \lambda_{i}\boldsymbol{u}_{i}$$
$$\frac{1}{n-1}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Phi}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{v}_{i} = \lambda_{i}\boldsymbol{v}_{i}$$

우의 2개의 고유값문제들의 풀이들사이에는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\boldsymbol{u}_{i} = \frac{1}{\sqrt{(n-1)\lambda_{i}}} \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{v}_{i}, \quad \boldsymbol{v}_{i} = \frac{1}{\sqrt{(n-1)\lambda_{i}}} \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{u}_{i}$$
 (7)

 $m{\Phi}m{\Phi}^{\mathrm{T}}$ 대신에 핵함수 $k(x_i,x_j)=k_{ij}$ 를 리용하면 초기변량에 대한 함수 $\phi(x)$ 를 계산하지 않아도 된다. 즉 다음과 같이 표시된다.

$$\mathbf{K}\mathbf{v}_{i} = (n-1)\lambda_{i}\mathbf{v}_{i}$$

여기서 $\pmb{K} = \pmb{\Phi} \pmb{\Phi}^{\mathrm{T}}$ 는 대칭인 반정값행렬이며 고유값은 부수가 아니다. 그리고 $\pmb{u}_i = \pmb{\Phi}^{\mathrm{T}} \pmb{v}_i / \sqrt{\lambda_i}$, $\pmb{v}_i = \pmb{\Phi} \pmb{u}_i / \sqrt{\lambda_i}$ 이다.

론문에서는 주성분분석의 핵함수로서 가우스핵함수를 리용하였다.

$$k(x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{1}{2}(||x_i - x_j||/\sigma)^2\right]$$
 (8)

핵함수를 계산할 때 중요하게 제기되는것은 2개의 변수 즉 학습표본 (x_i, x_j) 과 σ 를 어떻게 설정하는가 하는것이다. σ 는 특징공간에서 학습표본들의 표준편차의 S배로 정의한다. 그러므로 초스펙트르원격수감화상의 특징추출에서 σ 의 영향은 S값을 어떻게 설정하는가 하는데 관계된다.

각이한 S값에 따라 주성분화상에 반영되는 정보량을 비교하였다.(표 1)

표 1에서 보는바와 같이 S=10일 때 첫번째 주성분에 가장 많은 정보가 집중 _ 된다.

표 1. 5번째 주성분까지의 정보량

S	1	2	3	4	5
1	0.492 6	0.731 2	0.812 3	0.863 9	0.895 4
10	0.791 0	0.889 6	0.951 1	0.971 4	0.988 9
100	0.494 3	0.949 1	0.983 0	0.994 1	0.995 3
1 000	0.486 8	0.925 0	0.956 3	0.968 4	0.969 7

학습표본의 수와 계산시간사이의 관 100 0.494 3 0.949 1 계를 고찰하기 위하여 S를 10으로 설정 1 000 0.486 8 0.925 0 하고 학습표본의 수를 변화시키면서 계산실험을 진행하였다.(표 2)

표 2. 학습표본의 수에 따르는 계산시간

S	학습표본의 수/개	σ	세번째	주성분까지의	정보량 계산시간/s
10	100	$4.484 \ 57 \cdot 10^{-10}$		0.980 204 07	5.39
"	500	$5.201 \ 76 \cdot 10^{-10}$		0.965 358 74	23.11
"	1 000	$5.068 \ 06 \cdot 10^{-10}$		0.951 090 91	50.62
"	1 500	$4.993 \ 38 \cdot 10^{-10}$		0.957 738 31	81.40

표 2에서 보는바와 같이 학습표본의 수가 많을수록 계산시간이 증가하지만 반영되는 정보량은 크게 변화되지 않는다. 이것은 학습표본의 수가 많아지면 핵함수행렬의 차원수가 매우 커지기때문이다.

2. 초스펙트르워격수감하상에서이 광물식별

광물의 스펙트르특징추출을 진행하기 전에 먼저 초스펙트르원격수감화상에 대한 복사보정과 기하보정을 진행한다. 복사보정에는 복사눈금보정, 대기보정, 지형보정 등이 포함된다.

여기서는 FLAASH모듈에 기초한 초스펙트르원격수감화상의 대기보정에 대하여서만 구체적으로 서술한다.

FLAASH모듈을 리용할 때 자료입력단계에서는 척도변환인자를 선택하여야 한다. FLAASH모듈의 수증기회복모형을 리용하기 위하여 초스펙트르원격수감화상자료의 특성을 고려하여 1 135nm의 파장대역을 선택하였다.

복사밝음도화상과 반사률화상의 표준편차를 비교한 결과 2 000~2 500nm 구간에서 반사률화상의 표준편차가 명백히 큰데 이것은 대기보정후 화상에 반영되는 정보량이 많아지기때문이다.

또한 반사률화상의 스펙트르곡선과 USGS서고광물의 스펙트르곡선을 2 000~2 500nm 구간에서 비교한 결과 같은 지물에 대응하는 스펙트르곡선의 형태, 흡수 및 반사봉우리의 위 치는 모두 비교적 일치한다. Spectral Analyst

File Options

대기보정결과에 기초하여 172~221대역(1.990 8~2.479 0 μ m)까지 50개의 런속적인 대역을 광물식별에 리용하였다.

대기보정을 진행한 초스펙트르원격수감화상자료의 차원을 낮추기 위하여 표준주성분 분석과 핵함수를 리용한 주성분분석방법을 적용하여 광물식별효과를 비교하였다.

표준주성분분석을 리용하여 비교적 명백한 흡수특징을 나타내는 광물들인 방해석과 고 령석의 스펙트르와 USGS서고의 광물스펙트르를 비교하였다.(그림 1)

☐ X S Identify: Known vs. Unknown

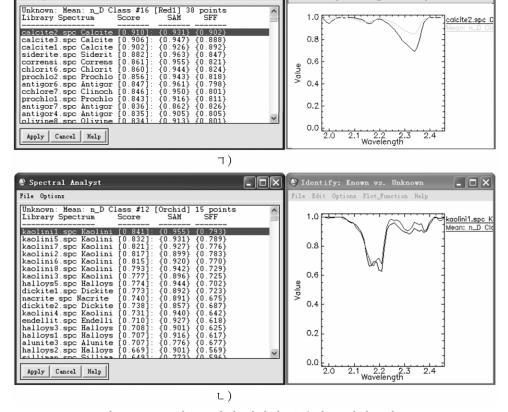


그림 1. 표준주성분분석에 의하여 추출된 끝성원스펙트르 기) 방해석, L) 고령석

그림 1에서 보는바와 같이 방해석, 고령석의 스펙트르곡선에서 흡수특징이 명백하게 나타나며 표준서고스펙트르와의 류사성곁수는 각각 0.910, 0.841이다.

다음으로 핵함수를 리용한 주성분분석에 의하여 흡수특징이 명백하게 나타나지 않는 옥수의 스펙트르특징을 추출하였다.(그림 2) 이때 S=10, 학습표본수는 55개로 하였다. 방해석 및 고령석, 옥수광물의 스펙트르곡선과 USGS서고의 스펙트르곡선과의 류사성결수는 각각 0.936, 0.881, 0.903으로서 표준주성분분석방법을 리용하였을 때보다 류사성결수의 값이크다.

표준주성분분석에 의하여 옥수광물의 스펙트르특징을 추출할수 없는것은 자료압축과 정에 정보손실이 생기기때문이다. 그러나 핵함수를 리용한 주성분분석에서는 자료압축과정 에 화상의 비선형특징을 고려하기때문에 비교적 많은 끝성원들을 추출할수 있다.

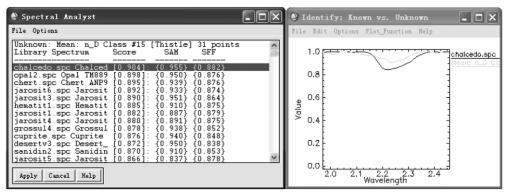


그림 2. 핵함수를 리용한 주성분분석에 의하여 추출한 옥수광물의 스펙트르

맺 는 말

표준주성분분석은 많은 스펙트르대역을 가지는 초스펙트르원격수감화상자료의 비선형특징을 고려하지 못하기때문에 정보의 이지러짐과 손실을 피할수 없다. 그러므로 초스펙트르원격수감화상에 의한 특징추출에서는 핵함수를 리용한 주성분분석을 리용하는것이 보다합리적이다.

참 고 문 헌

- [1] A. A. Nielsen; IEEE Transactions on Image Processing, 20, 3, 612, 2011.
- [2] 刘艳 等; 国土资源遥感, 5, 81, 2010.
- [3] 林娜; 遥感信息, 5, 114, 2011.

주체108(2019)년 1월 5일 원고접수

The identification of Mineral on the Hyperspectral Remote Sensing Image by Principal Component Analysis Using Kernel Function

Pak Un Song, Hyon Ri Jong

In hyperspectral remote sensing image processing, all spectral bands are strongly correlated and information is so large, that it is reasonable to use principal component analysis with kernel function.

Key words: remote sensing image, principal component analysis, kernel function