

다중분광 영상데이터의 주성분변환에 관한 연구

서 용 수

동서대학교 정보시스템공학부 전자공학전공

전화 : (051) 320-1757 / 팩스 : (051) 320-1751

A Study on the Principal Component Transformation of the Multispectral Image Data

Yong-Su Seo

Department of Electronic Engineering, Dongseo University

E-mail : seoyong@dongseo.ac.kr

요 약

원격감지(remote sensing) 기술의 비약적인 발전과 함께 다중분광 영상데이터의 분광대역수가 급속히 증가하고 있다. 대역수의 증가로 영상데이터의 양이 급격히 증가하게 되고, 이에 따라 이들 데이터를 처리하기 위해서는 처리속도가 빠른 영상처리 기술이 필요하게 되었다. 분광 대역수를 줄여 빠르게 처리하는 한가지 방법으로 널리 사용되고 있는 것이 주성분변환이다. 본 논문에서는 주성분변환에 대한 처리방법에 대해 논한 후, 다중분광 영상데이터를 주성분변환한 주성분 영상데이터를 분석하였다. 또한 주성분 영상데이터를 최대유사법으로 분류하고 그 결과를 분석하였다.

(Maximum Likelihood)으로 분류하고 그 결과를 분석하는데 있다.

II. 주성분 변환법의 처리방법

다중분광 영상데이터의 분광 대역수가 n 개 일 때, 이들 데이터(B_1, B_2, \dots, B_n)로부터 계산되는 공분산행렬(Covariance Matrix) C 는 다음 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_{nn} \end{bmatrix} \quad \text{식(1)}$$

이때, 행렬의 대각선상의 원소 σ_{ii} 는 대역 i 의 분산값이고, 비대각선상의 원소 σ_{ij} 는 대역 i 와 대역 j 간의 공분산값이다.

공분산행렬 C 로 표현된 다음 식(2)를 특성방정식이라고 하며, 이 방정식을 풀이하면 n 개의 근($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$)을 구할 수 있고, 이들 근을 공분산행렬의 고유값(eigenvalue)이라 한다 [8]. n 개의 고유값들을 계산한 후

$$|C - \lambda I| = 0 \quad \text{식(2)}$$

이때, I 는 단위행렬, $|C - \lambda I|$ 는 행렬식 크기 순으로 나열한다. k 번째의 고유값 λ_k 에 대한 고유벡터 K_k 는 다음 식(3)을 풀이하여 계산한다. 이 방정식을 n 개의 고유값들에 대해서 풀이하면 n 개의

$$(C - \lambda_k I) K_k = 0 \quad \text{식(3)}$$

이때, k 는 $1, 2, \dots, n$

열 벡터(K_1, K_2, \dots, K_n)들을 구할 수 있고, 이들 벡터를 고유벡터(eigenvector)라 한다. 각 고유벡터를 열벡터로 표현하면 다음 식(4)와 같다. 이들 n 개의 각 고유

$$K_1 = \begin{bmatrix} K_{11} \\ K_{21} \\ \vdots \\ K_{n1} \end{bmatrix}, K_2 = \begin{bmatrix} K_{12} \\ K_{22} \\ \vdots \\ K_{n2} \end{bmatrix}, \dots, K_n = \begin{bmatrix} K_{1n} \\ K_{2n} \\ \vdots \\ K_{nn} \end{bmatrix} \quad \text{식(4)}$$

벡터들을 다음 식(5)과 같이 전치시켜 행으로 구성한 것을 주성분 변환행렬이라고 하며 W 로 나타낸다.

I. 서 론

다중분광 영상데이터는 여러개의 파장범위로 분리된 여러개의 분광대역(spectral band)별로 수집되고 있다. Landsat TM 영상데이터의 경우 분광대역 수가 7개이나, 일반적으로 다중분광 원격감지 영상데이터는 수 개에서 수십 개의 분광대역을 가진다. 최근의 Hyper-spectral 영상데이터의 경우에는 수십 개에서 수백 개의 분광대역을 가진다.[1], [2].

다중분광 영상데이터의 각 대역들 간에는 통상적으로 서로 상관관계가 높다. 이렇게 상관관계가 높다는 것은, 각 대역들 간에 정보의 중복성(redundancy)이 높음을 의미하고, 중복성이 높은 원래의 분광 영상데이터들을 가지고 영상을 분석하는 것은 처리시간 및 처리비용의 증가로 인하여 비효율적이다. 분광대역 수를 줄이기 위한 차원 축소기법(dimension reduction)으로 널리 사용되는 것이 주성분변환(PCT) 법이다[1]-[3].

다중분광 영상데이터의 주성분변환은 영상분류(image classification)[4],[5], 영상디스플레이(image display)[6],[7], 해상도 개선, 변화검출, 영상융합 등의 여러분야에 응용되고 있다.

본 논문에서는, 주성분변환법에 대한 처리방법에 대해 논한 후, Landsat 위성의 TM 센서에 의해 취득된 다중분광 영상데이터를 사용하여 주성분변환 처리결과를 나타내고 결과를 분석하는데 목적이 있다. 또한 주성분 영상데이터를 최대유사법

$$W = \begin{bmatrix} K_1^T \\ K_2^T \\ \vdots \\ K_n^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{21} & \dots & K_{n1} \\ K_{12} & K_{22} & \dots & K_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{1n} & K_{2n} & \dots & K_{nn} \end{bmatrix} \quad \text{식(5)}$$

이 변환행렬 W를 이용해서 다음 식(6)과 같이 변환하는 것을 주성분변환이라 한다. 주성분변환 계산 중에

$$\begin{bmatrix} PC_1 \\ PC_2 \\ \vdots \\ PC_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{21} & \dots & K_{n1} \\ K_{12} & K_{22} & \dots & K_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{1n} & K_{2n} & \dots & K_{nn} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \vdots \\ B_n \end{bmatrix} \quad \text{식(6)}$$

화소값이 (-)값을 가질 수도 있다. 이 경우에는 화소값이 (+) 값을 가지도록 주성분공간의 원점을 이동(origin shift)시켜야 한다. 이렇게 이동처리해도 주성분변환에는 영향이 없다. 이를 원점이동에 무관한 효과(invariant effect of an origin shift)라 한다[2].

III. 실험 결과 및 고찰

3.1 실험 영상데이터

실험에 사용된 다중분광 영상데이터는 Landsat TM 센서에 의해 촬영된 부산지역에 대한 것으로서, 총 7개 대역(band)중 공간 해상도(spatial resolution)가 120 m 인 대역 6을 제외하고 공간 해상도가 30 m 인 대역 1 ~ 5 및 대역 7까지 6개 대역의 데이터를 실험에 사용하였다. 영상의 크기는 512 × 400 화소이고, 각 화소는 256 회색준위를 가진다. 지면 부쪽으로 실험 영상상을 그림으로 나타내는 것은 생략하였다. 실험 영상데이터에 대한 각 분광대역(spectral band)별 평균값(mean), 분산값(variance), 백분율 분산값(% variance) 및 누적 백분율 분산값(cumulative % variance)들을 계산한 결과는 표 1과 같다.

Table 1. Mean and variance of the experimental image data.

Parameter	Spectral Bands					
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band7
Mean	88.79	39.709	42.872	60.012	64.889	30.546
Variance	243.83	100.38	300.52	662.27	950.13	391.23
% Variance	9.206	3.790	11.347	25.006	35.875	14.772
Cumulative % Variance	9.206	12.996	24.343	49.349	85.224	100.00

표 1에서 영상데이터의 평균값(mean)은 대역 1에서 88.79로 가장 크며, 분산값(variance)은 대역 5에서 950.136으로 가장 크며, 전체 대역에 대한 분산값의 총합은 약 2648.4이다. 분산값의 총합에 대한 각 대역의 백분율 분산값(% variance)은 대역 5가 35.875로 가장 큰 비율을 갖고 있으며, 크기 순으로 나열해서 25.006, 14.772, 11.347, 9.206, 3.790의 비율을 갖는다.

3.2 다중분광 영상데이터의 주성분변환 과정

실험 영상데이터에 대한 공분산행렬을 계산한 결과는 표 2와 같다.

Table 2. Covariance matrix of the image data

	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band7
Band1	243.83	150.01	255.91	-64.74	258.77	251.00
Band2	150.01	100.38	171.18	-10.47	182.10	160.53
Band3	255.91	171.18	300.52	-25.76	315.79	279.66
Band4	-64.74	-10.47	-25.76	662.27	500.31	124.33
Band5	258.77	182.10	315.79	500.31	950.13	539.58
Band7	251.00	160.53	279.66	124.33	539.58	391.23

행렬의 대각선상의 각 원소는 각 대역의 분산 값으로, 각 대역의 분산 값의 총합은 표 1에서와 같이 약 2648.4 이다. 또한, 행렬의 비 대각선상의 각 원소는 공분산 값이다. 대각선상의 각 원소의 값에 비해서 비 대각선상의 원소의 값이 비교적 큰 값인 경우에는 상관관계가 높다고 하며, 비 대각선상의 원소의 값이 영(0)인 경우에는 상관관계가 없다고 하며, 아주 작은 값인 경우에는 상관관계가 낮다고 한다.

표 2의 공분산행렬에 대한 6개의 고유값($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_6$) 들을 계산한 후 크기 순으로 나열하고 백분율 고유값 및 누적 백분율 고유값들을 계산한 결과는 표 3과 같다.

Table 3. Eigenvalues computed for the Table 2

Parameter	Eigenvalues					
	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6
Eigenvalue	1776.7	763.0	85.5	13.8	8.0	1.4
% Eigenvalue	67.085	28.809	3.228	0.521	0.302	0.052
Cumulative % Eigenvalue	67.085	95.894	99.122	99.643	99.945	100.00

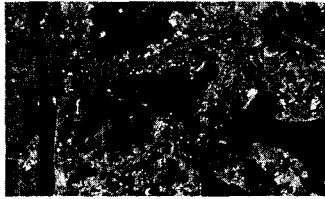
표 3에서 알 수 있는 고유값의 중요한 성질은 1) 크기 순으로 정렬된 각 고유값들은 크기가 급격히 감소함을 알 수 있다. 2) 고유값들의 합은 2648.4로서 표 2의 각 대역의 분산값의 총합과 같음을 알 수 있다.

6개의 각 고유값들에 대한 6개의 고유벡터(K_1, K_2, \dots, K_6)들을 식(4)의 모양으로 계산한 후, 식(5)와 같이 전치시켜 행으로 나열하여 구성한 변환행렬 W를 식(6)에 대입한 아래 식(7)로 주성분 영상데이터를 계산하였다.

$$\begin{bmatrix} PC_1 \\ PC_2 \\ PC_3 \\ \vdots \\ PC_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.24 & 0.16 & 0.29 & \dots & 0.43 \\ 0.40 & 0.22 & 0.39 & \dots & 0.23 \\ -0.29 & -0.32 & -0.51 & \dots & 0.33 \\ -0.67 & 0.07 & 0.54 & \dots & -0.34 \\ 0.44 & 0.05 & -0.22 & \dots & -0.72 \\ -0.22 & 0.89 & -0.37 & \dots & 0.05 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ B_3 \\ \vdots \\ B_6 \end{bmatrix} \quad \text{식(7)}$$

3.3 주성분 영상데이터

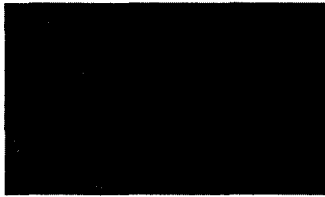
식(7)로 계산한 영상데이터를 주성분 영상데이터라 하고, 이들 영상데이터(PC_1, PC_2, \dots, PC_6)들을 영상으로 나타낸 것이 그림 1이다. 주성분 영상데이터에 대한 평균값, 분산값, 백분율 분산값 및 누적 백분율 분산값들을 계산한 결과는 표 4와 같다. 표 4에서 영상데이터의 평균값은 주성분1(PC1)에서 121.0으로 가장 크며 차례로 87.6, 95.3, 74.7, 98.9, 16.7 등으로 값의 큰 차이를 나타내지 않는다.



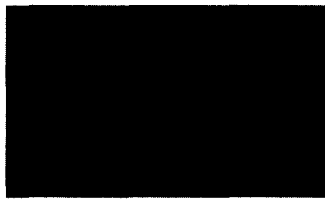
(a) PC1



(b) PC2



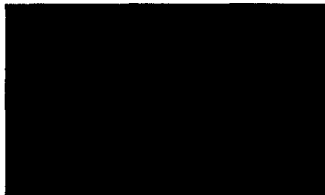
(c) PC3



(d) PC4



(e) PC5



(f) PC6

Fig. 1. Six principal component images

분산값은 PC1에서 1762.7로 가장 크며, 차례로 740.0, 85.5, 13.8, 8.0, 0.8 등으로 값이 급격히 감소하고 있다. 이는 주성분 변환이 데이터량의 압축효과, 차원축소 효과가 있음을 잘 나타내고 있다. 주성분 3개(PC1, PC2, PC3)의 누적 백분율 분산값은 99.1%로 이들 3개의 주성분들만을 사용해도 정보의 손실이 미약함을 의미한다. 분산값의 총합은 앞서의 2648.4 보다 조금 작은 2611.1이다. 감소 비율로는 1.41% 인데, 이는 계산과정에서 정수값의 처리로 인한 오차에 기인한 것으로 생각되며, 주성분변환 전후의 분산값의 총합은 동일하게 보존됨을 알 수 있다.

Table 4. Mean and variance of the 6 PCs image data.

Parameter	Principal Components					
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
Mean	121.0	87.6	95.3	74.7	98.9	16.70
Variance	1762.7	740.0	85.5	13.8	8.0	0.81
% Variance	67.5	28.3	3.2	0.5	0.3	0.03
Cumulative % Variance	67.5	95.8	99.1	99.6	99.9	100.0

3.4 주성분 영상데이터의 분류

주성분 영상데이터의 분류성능을 평가하기 위해서 다중분광 영상데이터와 주성분 영상데이터들을 사용하여 영상분류를 행하였다. 분류할 클래스 수는 잡초지(grass), 농업지(field), 도로(road), 주택지(residential), 산림(forest), 바다(sea) 및 강(river)의 7개 클래스로 선정하였다. 이들 각각의 클래스에 대해서 2872개의 화소를 트레이닝 데이터(training data)로 선택하였다. 영상데이터를 최대유사법을 사용해서 3가지 방법(Bnd_6, PC_6, PC_3)으로 분류한 후, 트레이닝 데이터에 대한 분류정답율을 계산한 것이 표 5이다. 표에서 첫 번째 방법 Bnd_6은 분광대역 6개(Band1~Band5와 Band7)를 사용한 분류방법을 뜻하며, 두 번째 방법 PC_6은 주성분 6개(PC1~PC6)를 사용한 분류방법을 뜻하며, 세 번째 방법 PC_3은 주성분 3개(PC1~PC3)를 사용한 분류방법을 뜻한다. 평균 분류정답율(Average PCC)을 계산한 결과 Bnd_6 방법이 96.04%로 가장 높고, PC_6 방법이 95.88%, PC_3 방법이 94.48%의 순이다. 주성분 3개를 사용한 PC_3 방법이 분광대역 6개를 사용한 Bnd_6 방법에 크게 뒤지지 않는 분류정답율을 나타내고 있다. 이는 분류에 사용되는 영상데이터 수를 6개에서 3개로 줄여도 비슷한 분류정답율을 얻을 수 있음을 뜻한다. 분광대역 수를 줄이게 되면, 최대유사법에서는 행렬의 차원 수를 줄여 계산속도를 높이게 되고, 다층퍼셉트론(multilayer perceptron) 분류법에서는 신경회로망의 입력노드 수를 줄일 수 있게된다. 특히 최근의 수십 개에서 수백 개의 분광대역을 가지는 Hyperspectral 데이터의 경우에는 더욱 효율적으로 영상분류할 수 있을 것으로 예상된다.

Table 5. Correct classification rates for the training data.

Actual class	No. of pixels	Method	Assigned class							PCC
			(A)	(B)	(C)	(D)	(E)	(F)	(G)	
(A) Grass	340	Bnd_6	328	12	0	0	0	0	0	96.47
		PC_6	327	13	0	0	0	0	0	96.18
		PC_3	325	15	0	0	0	0	0	95.89
(B) Field	360	Bnd_6	14	346	0	0	0	0	0	96.11
		PC_6	16	344	0	0	0	0	0	95.55
		PC_3	21	339	0	0	0	0	0	94.17
(C) Road	256	Bnd_6	0	0	245	11	0	0	0	95.70
		PC_6	0	0	243	13	0	0	0	94.92
		PC_3	0	0	238	17	0	0	0	92.17
(D) Residential	518	Bnd_6	1	0	74	443	0	0	0	85.52
		PC_6	1	0	73	444	0	0	0	85.71
		PC_3	5	0	96	417	0	0	0	80.50
(E) Forest	630	Bnd_6	6	2	0	0	622	0	0	98.73
		PC_6	5	1	0	0	624	0	0	98.05
		PC_3	6	1	0	0	623	0	0	98.89
(F) Sea	400	Bnd_6	0	0	0	1	0	399	0	99.75
		PC_6	0	0	0	1	0	399	0	99.75
		PC_3	1	0	0	0	0	399	0	99.75
(G) River	368	Bnd_6	0	0	0	0	0	0	368	100
		PC_6	0	0	0	0	0	0	368	100
		PC_3	0	0	0	0	0	2	366	99.46
Average PCC			Bnd_6	96.04%	PC_6	95.88%	PC_3	94.48%		

Bnd_6: Classified by the 6 bands(band1~band6 and band7).
 PC_6 : Classified by the 6 principal components(PC1~PC6).
 PC_3 : Classified by the 3 principal components(PC1~PC3).
 PCC : Percent of correct classification.

IV. 결론

본 논문에서는 다중분광 영상데이터의 주성분변환에 대한 처리방법을 논하였다. 또한 다중분광 영상데이터를 주성분변환한 주성분 영상데이터를 분석하였다. 분석결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 영상데이터의 취득시기나 지표면 대상물체의 종류에 따라 다르기는 하나, 다중분광 영상데이터의 경우 각 대역의 백분율 분산값은 크기 순으로 나열하여 35.875, 25.006, 14.772, 11.347, 9.206, 3.790의 비율을 갖는다. 이는 각 분광 대역이 상당한 크기의 비율을 점유함을 알 수 있다.
2. 주성분 영상데이터의 경우 각 주성분의 백분율 분산값은 주성분 순으로 나열하여 67.5, 28.3, 3.2, 0.5, 0.3, 0.03의 비율을 갖는다. 이는 3개의 주성분(PC1, PC2, PC3)이 총 분산값의 99.1%를 점유함을 알 수 있다. 따라서 이들 3개의 주성분 영상데이터만을 사용하면 데이터 저장을 위한 메모리용량이나 데이터 전송시간 및 처리시간을 크게 감소시킬 수 있음을 알 수 있다.
3. 주성분변환 중에 계산결과 화소값이 (-)값을 가지는 경우에 원점이동(origin shift)처리해도 주성분변환에는 영향이 없음을 확인할 수 있었다.
4. 주성분변환 전후의 영상데이터의 총 분산값의 합은 동일하게 보존됨을 확인할 수 있었다.

5. 주성분 영상데이터를 최대유사법으로 분류하고 그 결과를 나타냈다. 주성분 3개를 사용한 PC_3 방법이 분광대역 6개를 사용한 Bnd_6 방법에 1.56%의 차이로 크게 뒤지지 않는 분류정답율을 나타내고 있다. 이는 분류에 사용되는 영상데이터 수를 6개 차원에서 3개 차원으로 줄여도 비슷한 분류정답율을 얻을 수 있음을 뜻한다.

앞으로의 연구과제는 주성분변환을 이용한 영상분류, 해상도 개선, 다중분광 영상융합(image fusion)등에 응용하는 연구가 계속되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] R. A. Schowengerdt, "Remote Sensing : Models and Methods for Image Processing", 1997, Academic Press.
- [2] J. A. Richards and X. Jia, "Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction", 3rd ed., Springer-Verlag, 1999.
- [3] S. Kaewpijit, J. L. Moigne, T. El-Ghazawi, "A Hybrid Algorithm for Automatic Detection of Hyperspectral Dimensionality", 2001 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, GARSS'01, Volume: 2, pp. 649- 651, 2001.
- [4] Hao Chen and C. H. Chen, "Hyperspectral image data unsupervised classification using Gauss-Markov random fields and PCA principle", 2002 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'02, Volume: 6, pp. 3111- 3113, 2002
- [5] X. Jia and J. A. Richards, "Efficient Maximum Likelihood Classification for Imaging Spectro-meter Data Sets", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 32, no. 2, pp.274-281, Mar. 1994.
- [6] J. S. Tyo, A. Konsolakis, D. I. Diersen, and R. C. Olsen, "Principal-Components-Based Display Strategy for Spectral Imagery", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 41, no. 3, pp.708-717, Mar. 2003.
- [7] X. Jia and J. A. Richards, "Segmented Principal Components Transformation for Efficient Hyperspectral Remote-Sensing Image Display and Classification", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, no. 1, pp.538-542, Jan. 1999.
- [8] D. G. Zill and M. R. Cullen, "Advanced Engineering Mathematics", PWS Publishing Company, 1992.