

ICA기반 피처추출 알고리즘을 이용한 Landsat ETM+ 위성영상에서의 김양식장 피처추출

한종규*, 연영광, 지광훈
한국지질자원연구원 지질자원정보센터
e-mail:jghan@kigam.re.kr

Laver Farm Feature Extraction from Landsat ETM+ Satellite Image Using ICA-based Feature Extraction Algorithm

Jong-Gyu Han*, Yeon-Kwang Yeon, Kwang-Hoon Chi*
Geoscience Information Center, KIGAM

요약

이 논문에서 제안한 ICA기반 피처추출 알고리즘은 다차원 영상에서 각 픽셀의 반사도 분광영역이 서로 다른 물체타입(목표피처와 배경피처)으로 이루어진 선형 혼합 분광영역으로 가정되는 픽셀에 대한 목표피처 탐지를 목적으로 한다. Landsat ETM+ 위성영상은 다차원 데이터구조로 이루어져 있으며, 영상에는 추출하고자 하는 목표피처와 여러 종류의 배경피처들이 혼재한다. 이 논문에서는 목표피처(김양식장) 주변의 배경피처(갓뻘, 바닷물 등)들을 효과적으로 제거하기 위하여 목표피처의 픽셀 분광영역을 배경피처의 픽셀 분광영역으로 직교투영하게 된다. 픽셀내의 나머지 목표피처 분광영역의 양은 배경피처의 분광영역을 제거함으로써 추정하게 된다. 이 논문에서 제안한 ICA기반의 피처추출 방법의 우수성을 확인하기 위하여 Landsat ETM+ 위성영상에서 김양식장 피처를 추출하는데 적용하였다. 또한 피처추출 후 제거되지 않고 남아 있는 잡음(noise)정도와 피처추출 정확도 측면에서 전통적으로 가장 많이 사용되고 있는 최대우도 분류방법과 비교실험을 하였다. 결과적으로 이 논문에서 제안하는 방법이 목표피처 주변의 혼합분광영역에서 배경피처를 효과적으로 제거하여 추출하고자 하는 목표피처를 추출하는데 있어 우수한 탐지 성능을 보임을 알 수 있었다.

1. 서론

Landsat ETM+ 인공위성으로부터 지구의 표면을 활용하여 얻어지는 영상은 다중분광영역의 다차원 데이터구조로 되어 있다. 이러한 다차원 데이터구조의 영상에는 수많은 지표정보가 기록되어 있다. 다중분광 위성영상으로부터 원하는 목표피처를 추출하기 위한 방법으로 영상 데이터를 어떤 축으로 투영시켜 데이터의 특성을 바꾸는 영상처리 방법이 있다. 이 때 투영시키는 축의 수를 원래 데이터 차원의 수와 일치시켜 투영 후에 생기는 데이터 차원이 투영전의 데이터와 같게 할 수 있고, 더 작게 하여 데이터 압축의 효과도 볼 수 있다. 다차원 데이터를 투영할 때 결과 값들이 의미 있는 결과가 되도록 축을 결정하

는 방법들이 있다[1, 2]. ICA (Independent Component Analysis)방법은 PCA (Principal Component Analysis)방법의 확장으로 선형적으로 결합된 독립성분의 다차원 벡터로 표현되는 통계적 기법이다. ICA는 데이터의 상관관계뿐만 아니라 더 높은 차수의 상관관계까지도 없앨 수 있으며 결과적으로 차원들 간의 독립(independent)으로 변환시키는 방법이다[3]. ICA는 데이터 해석과 피처를 추출하는데 주로 응용된다. 이와 관련하여 원래의 정보와 정보들이 혼합(mixing)되는 과정에 대한 정보를 모른 채 섞인 정보를 가지고 원래의 정보를 밝혀내는 BSS(Blind Source Separation)방법이 있다[4].

이 논문에서는 다차원 데이터구조의 영상자료로

부터 원하는 피처정보를 추출하기 위해 ICA방법을 적용하고자 하였다. 이와 관련하여 Lee et al[6, 7], Hyvarinen[5]가 앞서 연구했던 연구결과들을 바탕으로 ICA기반의 피처추출 방법을 개발한다. 실제 적용에 대한 결과의 타당성을 보이기 위하여 Landsat ETM+ 위성영상으로부터 김양식장 피처추출에 대한 실험을 수행한다. 2장에서는 이 논문에서 사용한 재료와 방법에 대하여 기술하고, 3장에서는 실험결과와 함께 고찰한다. 그리고 마지막으로 4장에서 결론을 기술한다.

2. 재료 및 방법

이 논문은 두 가지 이상의 물체 특성으로 이루어진 다중분광 영상의 각 픽셀로부터 목표와 배경으로 분류할 수 있는 목표 탐지 알고리즘에 대해 기술한다. 이 논문에서 사용하는 다중분광 영상은 분광영역이 450nm ~ 520nm(band 1), 520nm ~ 600nm(band 2), 630nm ~ 690nm(band 3), 760nm ~ 900nm(band 4), 1550nm ~ 1750nm(band 5), 1040nm ~ 1250nm(band 6), 2080nm ~ 2350nm(band 7)인 Landsat TM 센서로부터 획득되었다. 여기서 band 6은 열적외선 분광영역으로 이 논문의 자료처리에서 제외하였다. Fig. 1은 실험을 위해 사용한 Landsat ETM+ 위성영상으로 충남 태안군 정산포로 김양식장이 있는 지역이다. Fig. 2는 2003년 2월 16일 조석이 간조일 때 촬영된 충남 태안군 정산포 주변해역의 LANDSAT ETM+ 위성영상의 각 분광밴드별 영상자료이다.

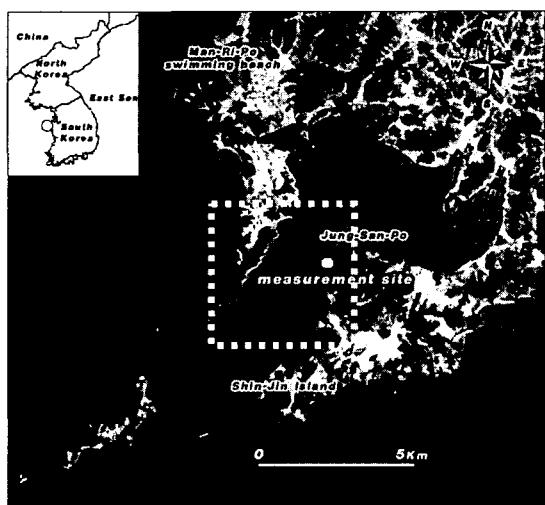


Fig. 1 실험자료(Landsat ETM+)와 연구지역

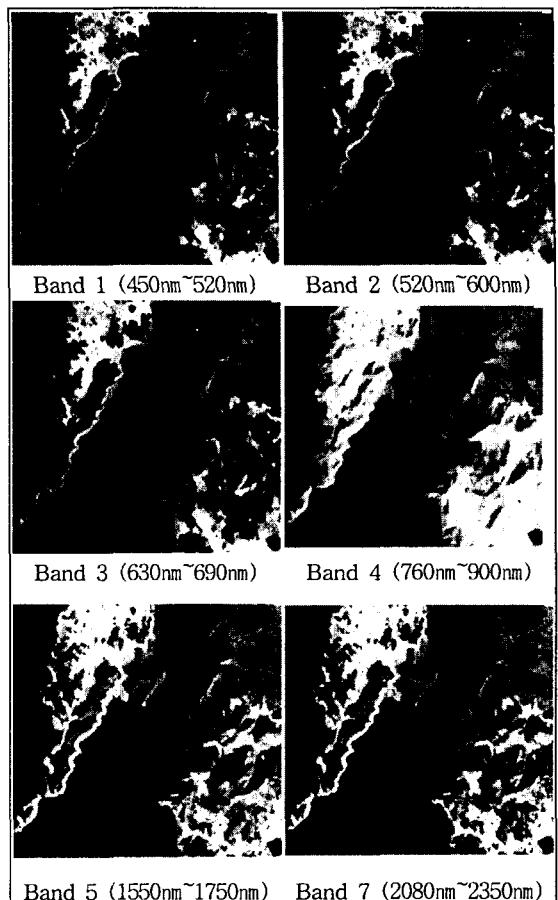


Fig. 2 LANDSAT ETM+ 위성영상의 각 분광밴드별 영상

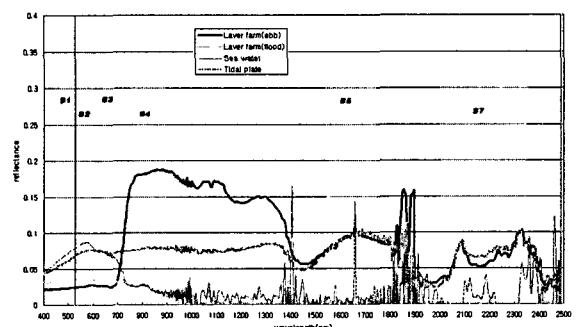


Fig. 4 김양식장 및 주변 물체에 대한 분광반사도 곡선

분광영역에서 신호에너지는 보여지는 물체에 의해 방출되는 광양보다는 반사된 태양광 방사에너지

에 의해 지배를 받는다. Fig. 4는 김양식장 및 주변 물체에 대한 분광반사도를 측정하여 Landsat ETM+ 분광영역과 함께 그린 분광반사도 곡선이다. 선형 분광 혼합모델들을 기반으로 부분픽셀 목표 탐지를 위한 알고리즘에서는 각 픽셀의 반사 분광영역은 픽셀 표면에서 나타난 서로 다른 종류의 물체로부터 선형으로 혼합된 분광영역으로 가정된다. 만약 픽셀 분광영역이 목표 분광영역에 의해 지배를 받는다면, 이 픽셀은 목표 픽셀로 표시가 된다. 만약 목표 분광영역의 공현도가 픽셀 분광영역 내에서 무시해도 될 정도라면 그 픽셀은 배경으로 분류된다. 결과적으로 픽셀 분광영역을 구성 분광영역으로 분해하는 것은 어떤 종류의 물체가 목표 또는 배경으로 크게 점유하고 있는지를 결정하기 위해 필요하다.

ICA는 선형적으로 혼합된 신호들로부터 통계적으로 상호 독립적인 신호들을 분리해내는 기술로 신호 영역뿐만 아니라 영상분야에서도 활발하게 적용되고 있다. ICA방법은 데이터 내에서 독립성분에 이르게 하는 방향을 찾는다. 엔트로피 최소화방법, 공통정보 최소화방법, 비-가우시안 척도 최적화방법 그리고 최대우도방법 등 ICA를 위한 많은 수행 알고리즘들이 존재한다. Lee 등은 최대우도방법에 의해 훈련된 로컬 독립성분분석기들의 혼합모델이 제안하였다[7]. 이 방법의 단점은 부분공간을 찾기 위해 쉽게 확장할 수 없다는 것이다. 이 단점은 영상 코딩과 같은 응용분야에서는 문제가 되지 않는다. 하지만 영상 세그멘테이션과 영상분류 분야에서 영상은 픽셀들의 수보다 훨씬 작은 차원으로 묘사된다.

Fig. 3은 이 논문에서 제시하는 ICA기반 피처추출을 위한 자료처리 순서도이다. 먼저 첫 번째 단계인 데이터 준비 단계에서는 Landsat ETM+ 위성영상자료로부터 N개의 입력피처와 출력 클래스로부터 N+1차원의 입력 데이터 집합을 생성하고, 각각의 입력피처를 정규화하는 과정을 거친다. 두 번째 ICA 수행 단계에서는 데이터 준비 단계에서 만들어진 새로운 데이터 집합에 대하여 ICA를 수행하고, 그 결과를 $(N+1) \times (N+1)$ 차원의 가중치 행렬 W로 저장한다. 세 번째 단계에서는 가중치 행렬 W의 N+1개의 서로 독립인 행벡터에 대하여 절대평균을 구한다. 그리고 가중치 행렬 원소 중에서 원소 값이 절대평균보다 작은 가중치들을 0으로 만든다. 네 번째 단계는 후보 피처들을 추출하는 단계로 모든 가중치 행렬 벡터를 원래의 특징공간상으로 투영한 후에 $(N+1) \times N$ 차원의 새로운 가중치 행렬에 원래의 입력 데이터를 곱하여 새로운 N+1개의 후보 피처들을 추출한다. 추출된 후보 피처들에는 목표피처와 배경피처들이 혼재되어 있다. 마지막 단계에서는 추출된 후보 피처들

로부터 배경피처를 제거하는 단계로 후보 피처집합 F를 만들고, 각각의 후보피처에 대해 대응하는 클래스에 대한 가중치가 0이면 배경피처로 간주하여 제거한다. 결과적으로 후보 피처들로부터 배경피처가 제거된 최종적인 목표피처들만 추출되게 된다.

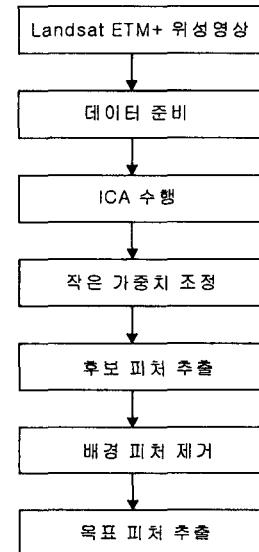


Fig. 3 피처추출 자료처리 순서도

3. 실험결과 및 고찰

본 장에서는 Landsat ETM+ 다중분광 영상자료로부터 김 양식장 피처를 추출하기 위하여 200×161 크기의 영상을 이용하였으며, $N(m, \sigma^2)$ 의 가우시안 분포특성을 유지하도록 정규화하였다. 또한 원영상에서 잡음(noise)을 효과적으로 제거하기 위하여 평균을 일정하게 하고($m=0$), 분산을 변화($\sigma^2 : 0 \sim 1$) 시켜가면서 피처들이 어떻게 추출되는지 실험하였다.

Fig. 5는 이 논문에서 제안한 ICA기반의 피처추출방법을 적용하여 추출된 김양식장 피처이다. 흰색 점선 내의 검정색으로 표시된 부분이 김 양식장 피처를 나타낸다. Fig. 6은 일반적으로 가장 많이 사용되고 있는 최대우도 분류방법을 통해 추출한 김양식장 피처이다. 실험은 피처추출 후 제거되지 않은 잡음과 추출된 피처의 정확도 측면에서 수행하였다. 피처 추출 후 제거되지 않은 잡음은 ICA기반 피처추출 방법이 최대우도방법보다 10% 적었으며, 정확도 측면에서도 ICA기반 피처추출 방법이 최대우도 방법보다 6% 높았다. Fig. 5와 Fig. 6의 실험결과 영상에서도 잘 나타나 있으며, 이는 ICA기반 피처추출방법의

우수성을 보여주는 것이다.



Fig. 5 ICA기반 피처추출 방법을 통해 추출된 김양식장 피처(흰색 점선 내의 검은 색)



Fig. 6 최대우도 분류방법에 의해 추출된 김양식장 피처((흰색 점선내의 검은 색)

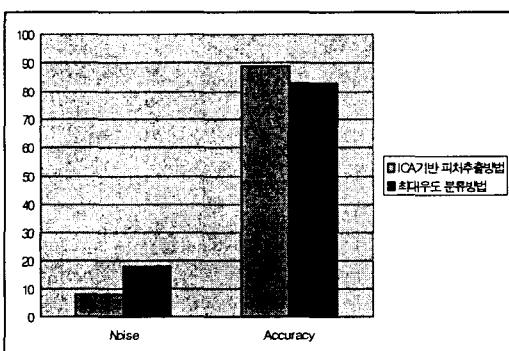


Fig. 7 실험결과, 추출된 피처에서 제거되지 않은 Noise와 피처 추출 정확도 비교

4. 결론

이 논문에서 제안한 ICA기반 피처추출 알고리즘은 다차원 영상에서 각 픽셀의 반사도 분광영역이 서로 다른 물체타입(목표피처와 배경피처)으로 이루어진 선형 혼합 분광영역으로 가정되는 픽셀에 대한 목표피처 탐지를 대상으로 한다. 다차원 데이터구조로 이루어져 있는 Landsat ETM+ 위성영상을 대상으로 목표피처(김양식장) 주변의 배경피처(갯벌, 바닷물 등)들을 효과적으로 제거하기 위한 ICA기반 피처추출 방법을 제시하였고, 제시한 방법의 우수성을 확인하기 위하여 Landsat ETM+ 위성영상에서 김양식장 피처를 추출하는데 적용하였다. 피처추출 후 제거되지 않고 남아 있는 잡음(noise)정도와 피처추출 정확도 측면에서 전통적으로 가장 많이 사용되고 있는 최대우도 분류방법과 비교실험을 하였다. 결과적으로 이 논문에서 제안하는 방법이 목표피처 주변의 혼합분광영역에서 배경피처를 효과적으로 제거하여 추출하고자 하는 목표피처를 추출하는데 있어 우수한 탐지 성능을 보임을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] P.J. Huber, Projection Pursuit, *The Annals of Statistics*, vol. 13, no. 2, pp. 435-475, 1985.
- [2] A. Hyvarinen, New Approximations of Differential Entropy for Independent Component Analysis and Projection Pursuit, In *Advances in Neural Information Processing Systems 10 (NIPS '97)*, pp. 273-279, 2003/02/18 22:55:40, 1998
- [3] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent Component Analysis*, John Wiley & Sons, 2001.
- [4] A.J. Bell and T.J. Sejnowski, An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Deconvolution, *Neural Computation*, vol. 7, pp. 1129-1159, 1995.
- [5] A. Hyvärinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(3):626-634, 1999.
- [6] T.-W. Lee, M. Girolami, and T.J. Sejnowski. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-gaussian and super-gaussian sources. *Neural Computation*, 11(2):417-441, 1999.
- [7] T.-W. Lee, M.S. Lewicki, and T.J. Sejnowski. Unsupervised classification with non-Gaussian mixture models using ICA. In M.S. Kearns, S.A. Solla, and D.A. Cohn, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 11, Cambridge, MA, 1999. NIPS, MIT Press*.